

# Revista Internacional de Antropología y Odontología Forense

## *International Journal of Forensic Anthropology and Odontology*



Asociación Española de Antropología y Odontología Forense

Volumen. 3 | N°2 | Julio 2020

### MONOGRÁFICO

Inteligencia artificial al servicio de la antropología forense



► INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ANTROPOLOGÍA FORENSE: ESTADO DEL ARTE, RETOS Y OPORTUNIDADES.  
Ibañez O. | Martos R. | Mesejo P.

► IDENTIFICACIÓN DE LOS LÍDERES REBELDES EJECUTADOS DURANTE EL LEVANTAMIENTO POLACO-LITUANO CONTRA EL IMPERIO RUSO DE 1863-64 MEDIANTE SUPERPOSICIÓN CRANEOFACIAL USANDO SKELETON-ID.  
Martos R. | Ibañez O. | Valsecchi A. Bermejo E. | Navarro F. | Kisielius G. Jankauskas R.

► EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.  
Ibañez O. | Alemán I. | Bermejo E. Corbal I. | Cordon O. | Damas S. Gómez G. | Gómez I. | Gómez O. González A. | Macías M. | Martos R. Mesejo P. | Panizo M. | Prada K. Valsecchi A.

REVISTA INTERNACIONAL DE ANTROPOLOGÍA Y ODONTOLOGÍA FORENSE.  
International Journal of Forensic Anthropology and Odontology.

La Asociación Española de Antropología y Odontología Forense (AEAOF) se fundó en 2006 en Madrid y está registrada en el Registro Nacional de Asociaciones de España con el número 587299. Realiza desde entonces una vez al año una reunión científica y está integrada hasta 2019 por 136 miembros. La actual Junta Directiva está formada por Fernando Serrulla (Presidente), Inmaculada Alemán (Vicepresidenta de Antropología), Stella Martín (Vicepresidenta de Odontología), Ignasi Galtés (Secretario), Almudena García-Rubio (Tesorera) y María Benito (Vocal). La AEAOF mantiene activa una web ([www.aeof.com](http://www.aeof.com)) donde se aloja esta revista y tiene su dirección postal en la Unidad de Antropología Forense. Hospital de Verín 32600 Verín (Ourense).

EDITA:  
Asociación Española de Antropología y Odontología Forense.  
Unidad de Antropología Forense. Hospital de Verín  
32600 Verín (Ourense)

La Revista Internacional de Antropología y Odontología Forense es una revista Open Access (OA) que comparte el Copyright con los autores: cada autor con respecto a su trabajo y el editor con respecto a la revista en sí misma.

Google Scholar

La revista se adhiere a los principios y procedimientos dictados por el Committee on Publication Ethics (COPE)  
[www.publicationethics.org](http://www.publicationethics.org)



©Asociación Española de Antropología y Odontología Forense.

ISSN 2603-6797.

Maquetación: Fernando Salgado Iglesias.

---



**Revista Internacional de Antropología y Odontología Forense**  
***International Journal of Forensic Anthropology and Odontology***

La Revista Internacional de Antropología y Odontología Forense, es el órgano de expresión oficial de la Asociación Española de Antropología y Odontología Forense.

**Director de la revista.**

Presidente de la AEAOF

Fernando Serrulla

**Comité Editorial.**

*Editor Jefe*

Miguel Botella

(Universidad de Granada)

*Editores asociados.*

Inmaculada Alemán

(Universidad de Granada)

Stella Martin de las Heras

(Universidad de Granada)

Francisco Etxeberria

(Universidad del País Vasco)

José Antonio Sanchez

(Universidad Complutense de Madrid)

Morris Tindball Binz

(Comité Internacional de la Cruz Roja)

*Redactor Jefe.*

Joan Viciano

(Universidad de Granada España, Universidad de Chieti-Pescara- Italia).

*Secretarios de Redacción.*

Cristina Amaya Ferrer (Instituto de Medicina Legal de Catalunya, Tarragona), Silvia Carnicero (Instituto de Medicina Legal de Cantabria, Santander) Gonçalo Carnim (Instituto Nacional de Medicina Legal de Portugal, Coimbra) Alexandra Muñoz (Universidad Complutense de Madrid) Valeriano Muñoz (Instituto de Medicina Legal de Toledo) Fernando Rodes Lloret (Instituto de Medicina Legal de Alicante) Antía Simón (Instituto Nacional de Medicina Legal de Portugal, Oporto).

### **Consejo Editorial.**

José Pablo Baraybar (Equipo Peruano de Antropología Forense), Alan Briem Stamm (Universidad de Buenos Aires, Argentina), Teresa Cabellos (Instituto Nacional de Toxicología y Ciencias Forenses), Cristina Cattaneo (Presidenta Sociedad Europea de Antropología Forense), Eugenia Cunha (Universidad de Coimbra, Portugal), Luis Fondebrieder (Equipo Argentino de Antropología Forense), Gabriel Fonseca (Sociedad de Odontostomatólogos Forenses Iberoamericanos), Anahí Ginarte (Equipo Argentino de Antropología Forense Argentina), Ana Hospital Rivas (Instituto de Medicina Legal de Catalunya, Girona), Marisol Intriago Leiva (Servicio Médico Legal, Chile, Amparo Jiménez (Instituto Nacional de Toxicología y Ciencias Forenses) Madrid, Norberto López Ramos (Cuerpo Médico Forense, Argentina), Esther Mora (Sociedad de Odontostomatólogos Forenses Iberoamericanos), Georgina Pacheco (Universidad de Costa Rica, Costa Rica), Roberto Parra (Presidente Asociación Latinoamericana de Antropología Forense), Vilma Pinchi (International Organization for Forensic Odonto-Stomatology), Joao Pinheiro (Instituto Nacional de Medicina Legal de Portugal), Angel J Reyes (Escuela de Antropología, Universidad Central de Venezuela), Claudia Rivera (Fundación Antropología Forense de Guatemala), César Sanabria Medina (Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses, Colombia), Lorena Valencia Caballero (Universidad Nacional Autónoma de México), Cruz Valero (Instituto Nacional de Toxicología y Ciencias Forenses, Madrid).

### **Comité Científico.**

María Benito (Universidad Complutense de Madrid), Santiago Crespo (Instituto de Medicina Legal de Catalunya), Enrique Dorado (Instituto Anatómico Forense de Madrid), Ignasi Galtés (Instituto de Medicina Legal de Catalunya, Barcelona), Elisa García Prósper (Grupo Paleolab, Valencia), Almudena García-Rubio (Universidad Autónoma de Madrid), Elena Labajo (Universidad Complutense de Madrid), Concha Magaña (Instituto Anatómico Forense de Madrid), Assumpció Malgosa (Universidad Autónoma de Barcelona), Bernardo Perea (Escuela de Medicina Legal de Madrid), Manuel Polo (Instituto de Medicina Legal de Valencia), Luis Ríos (Museo de Ciencias Naturales de Madrid), Mercedes Salado (Equipo Argentino de Antropología Forense), Mercè Subirana (Instituto de Medicina Legal Catalunya, Barcelona) Aurora Valenzuela (Universidad de Granada).

### **Características generales.**

1. Revista en español sobre Antropología y Odontología Forense que acepta artículos también en inglés y portugués y que aspira a reunir las experiencias y los trabajos de investigación de investigadores, profesionales y expertos en Antropología y Odontología Forense del ámbito iberoamericano, así como a convertirse en un foro de encuentro y discusión científica. Se pretende editar inicialmente 1 ó 2 números al año.
2. Revista que se edita sólo de forma *on line*, descargable gratuitamente e incluida en la Plataforma Open Access de Revistas Científicas Españolas y Latinoamericanas del Centro Superior de Investigaciones Científicas. La revista estará alojada en la web de la AEAOF y seguirá el protocolo OAI-PMH (Open Access Initiative-Protocol for Metadata Harvesting) a fin de estar incluida en múltiples bases de datos y catálogos internacionales.
3. Revista editada por la Asociación Española de Antropología y Odontología Forense.
4. El Consejo Editorial tendrá esencialmente funciones consultivas y está abierto a la incorporación de otros profesionales destacados de la Antropología y Odontología Forense del mundo.
5. La Secretaría de Redacción tiene funciones de gestión de la revista.
6. El Comité Científico está formado por destacados miembros de la Antropología y Odontología Forense a nivel mundial y podrán incorporarse más expertos propuestos por el Consejo Editorial.

## Información para los autores

1. Las personas interesadas en remitir un artículo para su publicación deberán registrarse a través de la web de la Asociación Española de Antropología y Odontología Forense (pestaña REVISTA) y seguir las instrucciones que aparecen en el programa para subir los diferentes archivos.
2. Cada trabajo remitido para su publicación será revisado por dos revisores independientes que conocerán el trabajo a publicar de forma totalmente anónima ('*peer review*'). La decisión de publicación será del Secretario de Redacción correspondiente oída la opinión de los revisores.
3. Los trabajos serán publicados según las recomendaciones del Comité Internacional de Editores de Revistas Médicas, Normas Vancouver (<http://www.icmje.org>). La bibliografía deberá estar referenciada según Normas Vancouver.
4. La revista incluirá las siguientes secciones: EDITORIAL, ORIGINALES, REVISIONES, PRESENTACION DE CASOS, INFORMES DE ANTROPOLOGIA Y ODONTOLOGIA FORENSE, ANTROPOLOGIA Y ODONTOLOGIA FORENSE PRACTICA Y EN IMÁGENES e INFORMACION DE INTERÉS PARA LA ANTROPOLOGIA FORENSE IBEROAMERICANA (Cursos, Congresos, Ofertas de Trabajo, Formación,...). Podrán existir números monográficos.

**EDITORIAL:** Es un texto que podrá redactar alguien del Consejo Editorial o bien quien éste encargue sobre temas de actualidad o debate.

**ORIGINALES:** Se considerarán 'Originales' aquellas investigaciones originales en Antropología u Odontología Forense como estudios experimentales, Trabajos Fin de Grado o Master, Resumen de Tesis Doctorales, etc... Tendrán una extensión máxima de unas 20 páginas incluida la bibliografía.

**REVISIONES:** Se consideran 'Revisiones' aquellos estudios de revisión bibliográfica sobre uno o varios temas de interés. Tendrán una extensión máxima de 20 páginas incluida la bibliografía.

**PRESENTACION DE CASOS:** Se podrán presentar casos de forma breve con un máximo de 2 páginas de texto (incluida bibliografía) y 3 páginas de fotografías.

**INFORMES DE ANTROPOLOGIA Y ODONTOLOGIA FORENSE:** En esta sección se podrán presentar directamente informes de casos, aunque los autores se responsabilizarán: 1º) De que el caso esté archivado judicialmente o tenga sentencia firme y 2º) Que en el texto y las fotos se respeten los derechos a la intimidad, al honor y la propia imagen de las víctimas. Los informes enviados a publicar podrán ser limitados en su publicación por razones no científicas atendiendo a las peculiaridades del caso. En estas situaciones el Consejo Editorial comunicara al autor/es los motivos de la limitación. Los informes en principio no tendrán limitación de páginas ni fotografías aunque el Consejo Editorial se reserva negociar con el/los autor/es la extensión.

**ANTROPOLOGIA Y ODONTOLOGIA FORENSE EN IMÁGENES:** Se trata de una sección en la que se podrán exponer de forma muy resumida y gráfica aspectos de interés en Antropología u Odontología Forense. Tendrán un texto breve (máximo 250 palabras) y las imágenes que se consideren necesarias hasta un máximo de 5 páginas.

**NOTICIAS DE INTERES:** Se podrá incluir todo tipo de información que pueda tener interés para los lectores en relación con la Antropología y Odontología Forenses.

**BIBLIOGRAFIA:** En todas las secciones deberá existir un apartado final de bibliografía de acuerdo con las normas Vancouver. Las referencias bibliográficas listadas al final aparecerán todas en el texto ordenadas según orden de aparición y entre corchetes (por ejemplo: [4]) al tamaño de la letra que se escribe.

5. **MANUSCRITO:** Los autores deberán tener en cuenta lo siguiente: El manuscrito deberá enviarse completo en Word con TITULO (en español en inglés), AUTORES (Apellidos y Nombre, indicando la filiación de cada uno de ellos), RESUMEN con PALABRAS CLAVES (en castellano e inglés), MANUSCRITO con IMÁGENES Y TABLAS situadas en el texto cerca de su referencia y BIBLIOGRAFIA en normas Vancouver. Será necesario enviar las imágenes y figuras por separado con calidad suficiente (no inferior a 200 ppp) así como las tablas que deberán ser incluidas en hojas separadas.



# ÍNDICE

EDITORIAL .....	5
1. INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ANTROPOLOGÍA FORENSE: ESTADO DEL ARTE, RETOS Y OPORTUNIDADES. <i>ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORENSIC ANTHROPOLOGY: STATE OF THE ART, CHALLENGES AND OPPORTUNITIES.</i> Ibañez O., Martos R., Mesejo P.....	6
2. IDENTIFICACIÓN DE LOS LÍDERES REBELDES EJECUTADOS DURANTE EL LEVANTAMIENTO POLACO-LITUANO CONTRA EL IMPERIO RUSO DE 1863-64 MEDIANTE SUPERPOSICIÓN CRANEOFACIAL USANDO SKELETON-ID <i>IDENTIFICATION OF THE REBEL LEADERS EXECUTED DURING THE POLISH-LITHUANIAN UPRISING AGAINST THE RUSSIAN EMPIRE OF 1863-64 BY CRANIOFACIAL SUPERIMPOSITION USING SKELETON-ID.</i> Martos R, Ibañez O, Valsecchi A, Bermejo E, Navarro F, Kisielius G, Jankauskas R. ....	42
3. EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA. <i>THE SKELETON-ID PROJECT: TOWARDS FASTER, MORE OBJECTIVE AND PRECISE HUMAN IDENTIFICATION.</i> Ibañez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Cordón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.. ....	71



## **Editorial**

Publicamos un número más de la Revista Internacional de Antropología y Odontología Forense. No sin esfuerzo. Esta vez dedicado monográficamente a las aplicaciones de la Inteligencia Artificial en Antropología y Odontología Forense. Los que piensen que la superposición cráneo-fotográfica que se hacía en el mundo hace 20 años es parecido a esto, se equivocan completamente. Recomiendo a todos los lectores lean el monográfico sin prejuicios, sin ideas preconcebidas respecto a la validez de éstos métodos como métodos de identificación. Recomiendo a todos los lectores que lo lean también con el espíritu crítico que debe guiar toda actividad científica. Descubrirán un mundo nuevo. Descubrirán que no existe ningún parecido con la superposición cráneo-fotográfica que hace años se practicaba. Descubrirán que hay rigor científico, mucho trabajo y una herramienta más de identificación que todos debemos conocer.

El primer artículo nos guiará sobre el estado del arte en inteligencia artificial y antropología forense, algo necesario para entender todo lo demás que viene después. El segundo trabajo es una demostración de la utilidad de éstas técnicas con un caso real. Bien documentado y expuesto con claridad y honestidad. El tercer trabajo nos muestra el proyecto Skeleton-ID un trabajo de muchos años de desarrollo, bastante perfeccionado y que en la actualidad es empleado como método de identificación en algunos países del mundo.

Quiero por último agradecer a Oscar Ibáñez su aportación en representación de todo el grupo de profesionales que forman su equipo en sus diversos proyectos. Gracias a todos los autores y a todos los que de una u otra manera han contribuido en los trabajos que hoy aquí presentamos. Espero que sirva para difundir el trabajo de este entusiasta, riguroso y sólido grupo de investigación. Espero también que ésta difusión permita que consigan el reconocimiento que merecen desde hace años.

Fernando Serrulla Rech

8 de Julio de 2020



**ORIGINAL**

# Inteligencia Artificial en Antropología Forense: estado del arte, retos y oportunidades.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORENSIC ANTHROPOLOGY: STATE OF THE ART, CHALLENGES AND OPPORTUNITIES.

Ibañez O.<sup>1,2</sup>, Martos R.<sup>1,3</sup>, Mesejo P.<sup>1,2,4</sup>

1 Panacea Cooperative Research S. Coop., España.

2 Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence, Universidad de Granada, España.

3 Departamento de Antropología Física, Universidad de Granada, España.

4 Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial y Centro de Investigación Tecnologías de Información y Comunicaciones de la Universidad de Granada, España.

**RESUMEN:** La Inteligencia Artificial (IA) representa un vasto campo de investigación de las ciencias de la computación. Este campo científico, creado en los años 40 y 50 del siglo pasado, está compuesto por disciplinas como el procesamiento del lenguaje natural, la representación del conocimiento, el razonamiento automatizado, el aprendizaje máquina, la visión por ordenador y la robótica. En las últimas décadas, la IA ha permitido automatizar tareas repetitivas o tediosas para los seres humanos (por ejemplo, la automatización de procesos industriales o tareas de limpieza), así como superar a los seres humanos en la realización de tareas complejas (por ejemplo, el procesamiento de cantidades masivas de datos para extraer nuevos conocimientos o superar a los campeones humanos jugando al Ajedrez o al Go). Recientemente, los avances relacionados con el aprendizaje automático y la visión por ordenador, bajo el paraguas terminológico del aprendizaje profundo, han proporcionado avances sorprendentes en el reconocimiento de imágenes, la restauración de imágenes, la generación de imágenes, el reconocimiento del habla y la traducción automática, entre otros. El campo de la medicina no ha sido una excepción: la IA ha proporcionado herramientas tremendamente útiles para los profesionales en la estimación de parámetros, la segmentación de imágenes, la clasificación de patologías o la mejora de imágenes, por nombrar sólo algunas. Por lo tanto, es sorprendente la forma en que la Antropología Forense (AF) se ha mantenido al margen de estos avances y, aún hoy, en términos generales, es una disciplina esencialmente manual y precaria a nivel tecnológico. Por consiguiente, este artículo se centra en mostrar los beneficios de la utilización de las técnicas de IA en la AF, centrándose en aquellas técnicas de IA que son más potencialmente útiles en las aplicaciones de la AF. Por otra parte, también se presenta la literatura existente sobre la hibridación entre la IA y la AF, así como posibles líneas de trabajo futuro.

**PALABRAS CLAVE:** Inteligencia Artificial, Aprendizaje automático, Visión por Computador, Soft Computing, Antropología Forense, Perfil Biológico, Radiografía Comparativa, Identificación Craneofacial, Superposición Craneofacial. Reconstrucción facial

**ABSTRACT:** Artificial Intelligence (AI) represents a vast field of research in computer science. This scientific field, developed in the 40s and 50s of the last century, is comprised of disciplines such as natural language processing, knowledge representation, automated reasoning, machine learning, computer vision, and robotics. In the last decades, AI has allowed to automate repetitive or tedious tasks for human beings (e.g., the automation of industrial processes or cleaning tasks), as well as surpassing human beings in performing complex tasks (e.g., processing massive amounts of data to extract new knowledge or overcome human champions playing Chess or Go). Recently, advances related to machine learning and computer vision, under the terminological umbrella of deep learning, have provided astonishing advances in image recognition, image restoration, image generation, speech recognition, and machine translation, among others. The medical field has not been an exception: AI has provided useful tools for practitioners in parameter estimation, image segmentation, pathology classification, and image enhancement, to name a few. Therefore, it is surprising how forensic anthropology (FA) has remained behind from these advances and, still today, in general terms, it is an essential manual and precarious discipline at the technological level. This paper focuses, therefore, on showing the benefits of using AI techniques in FA, focusing on those AI techniques that are more potentially useful in FA applications. On the other hand, the existing literature on the hybridization between AI and FA, as well as possible lines of future work, is also presented.

**KEY WORDS:** Artificial Intelligence, Machine Learning, Computer Vision, Soft Computing, Forensic Anthropology, Biological Profiling, Comparative Radiography, Craniofacial Identification, Craniofacial Superimposition.

**CONTACTO:** Óscar Ibañez. Email: oscar.ibanez@panacea-coop.com

## 1. INTRODUCCIÓN.

La identificación humana (ID) es de gran importancia en nuestra sociedad. No sólo resuelve los graves problemas legales y sociales, sino que proporciona una solución a las familias afligidas que necesitan cerrar su tristeza. El número irracional (y vergonzoso) de personas no identificadas en todo el mundo es asombroso y sigue creciendo debido a los repetidos desastres masivos, conflictos bélicos, desapariciones forzadas e investigaciones criminales de personas muertas y desaparecidas, etc. Todos estos factores contribuyen a la creciente necesidad de contar con instrumentos precisos y eficaces que permitan establecer y verificar la identidad humana. El número de ejemplos es espantoso. Los desastres naturales han causado más de 1,3 millones de muertes en los últimos dos decenios [1]. Por ejemplo, el reciente ciclón en Mozambique (2019) causó más de 700 muertes [2], y el devastador terremoto de 2010 en Haití mató a más de 160.000 personas que aún no han sido identificadas. Los países que han sufrido guerras recientes, como Chile, Argentina, Panamá y Sudáfrica, han establecido comisiones de la verdad [2], lo que constituye uno de sus principales objetivos para la identificación de sus víctimas. Dentro de la UE, existen iniciativas similares en España (Asociación para la Recuperación de la Memoria Histórica, ARMH), donde según la ONU, se estima que hay más de 100.000 personas no identificadas (2° país del mundo, después de Camboya) en fosas comunes de la guerra civil [3] o en los Balcanes (Comisión Internacional de Personas Desaparecidas, ICMP). En ciertos países de América Latina, la situación es particularmente dramática debido a sus altos niveles de muertes violentas y desapariciones forzadas [4]. Sólo en México, según la Comisión Nacional de Búsqueda (CNB) del país, hay más de 26.000 cadáveres no identificados y más de 40.000 personas desaparecidas [5], y los movimientos sociales y políticos están exigiendo soluciones a esta epidemia y al problema de identificación de las víctimas. Los países vecinos cuentan por miles el número de personas desaparecidas también, Colombia (más de 83.000), Guatemala (45.000), Argentina (>30.000), Perú (>20.000), El Salvador (>8.000), Chile (>3.200). Por otra parte, han surgido nuevos retos en el ámbito de la identificación de personas vivas, en el que la existencia de técnicas de identificación precisas puede ser decisivo. En los últimos años, la UE se enfrenta a una ola de migración masiva sin precedentes, que está creando una tensión en nuestras fronteras, y un número cada vez mayor de muertos no identificados en el Mediterráneo [6]. Además, uno de los retos asociados más delicados es la estimación de la edad de los migrantes menores no acompañados: más de 20.000 durante 2017, alrededor del 90% de 15 a 17 años, en su mayoría indocumentados [7]. La estimación forense de la edad es solicitada por los tribunales y otras autoridades gubernamentales, para que los inmigrantes -en la mayoría de los casos, refugiados no acompañados que pueden ser

menores y cuya edad real se desconoce- no sufran desventajas injustas debido a su edad estimada. Según el Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Refugiados (ACNUR), casi la mitad de las personas desplazadas por la fuerza de sus hogares son niños, lo que representa un grupo demográfico que corre un riesgo especial de "abuso, abandono, violencia, explotación, trata o reclutamiento militar forzoso" y que necesita protección internacional. Además, otra serie de métodos que tienen una relación con las estructuras anatómicas subyacentes, los métodos de identificación basados en el reconocimiento facial pueden utilizarse en delitos con presencia de cámaras de videovigilancia u otras pruebas de imagen para identificar criminales, detectar la presencia de menores en material pedopornográfico o en el control de fronteras, entre otros.

Los gobiernos se esfuerzan por abordar esta tarea titánica, ya que están totalmente desbordados y carecen de los recursos humanos y la tecnología forense adecuados que se necesitan. Aunque todas las cuestiones jurídicas y sociales son difíciles de resolver, la aplicación de sistemas de identificación eficientes y asequibles contribuiría a cerrar el duelo de muchas familias y a proteger los sectores más vulnerables de la sociedad.

El ADN y las huellas dactilares son los métodos de identificación más comunes. Sin embargo, el ADN requiere una muestra contra la que comparar que puede no estar siempre disponible, además de ser una técnica costosa y que requiere mucho tiempo. Las principales limitaciones de las huellas dactilares son la necesidad de que se conserven los surcos interpapilares en la yema de los dedos del cadáver, la necesidad de una huella dactilar AM en una base de datos consultable junto con un costoso sistema AFIS. De ahí que la eficiencia de estas técnicas de identificación de referencia disminuya drásticamente en los escenarios de identificación de desastres de masas.

La antropología forense (AF) representa una alternativa y una contrapartida con un rango de aplicación mucho más amplio. Según el Grupo de Trabajo Científico de Antropología Forense [8], los antropólogos forenses contribuyen a la identificación en dos niveles. El primer nivel es a través de métodos que establecen una identificación. El segundo nivel es a través de métodos que contribuyen a la identificación limitando las posibles coincidencias con el individuo. Entre el primer grupo, el SWGANTH incluye la radiología comparativa (RC) y la comparación de implantes quirúrgicos, mientras que deja para el segundo nivel las siguientes técnicas o líneas de evidencia: Superposición craneofacial (SCF), perfil biológico (PB), registros médicos y/o dentales, anomalías congénitas y condiciones patológicas, y fotografía comparativa. Véase la figura 1 para una visualización esquemática del rango de aplicabilidad de las técnicas de AF.

La identificación a partir de implantes quirúrgicos implica la localización del símbolo del fabricante junto con el número de serie único del dispositivo, que, si bien no tiene ninguna complicación técnica, se encuentra con grandes dificultades ya que los implantes más antiguos no son fáciles de rastrear. Los métodos restantes son en gran parte complejos de aplicar. A continuación, resumimos las principales

dificultades que experimentan los médicos / antropólogos forenses al aplicar estas técnicas. A veces no se consideran dificultades, ya que se suponen como limitaciones de la naturaleza del problema en cuestión. Sin embargo, hay pruebas empíricas en campos científicos cercanos de que esas limitaciones pueden transformarse en desafíos que pueden abordarse siguiendo un enfoque interdisciplinario.

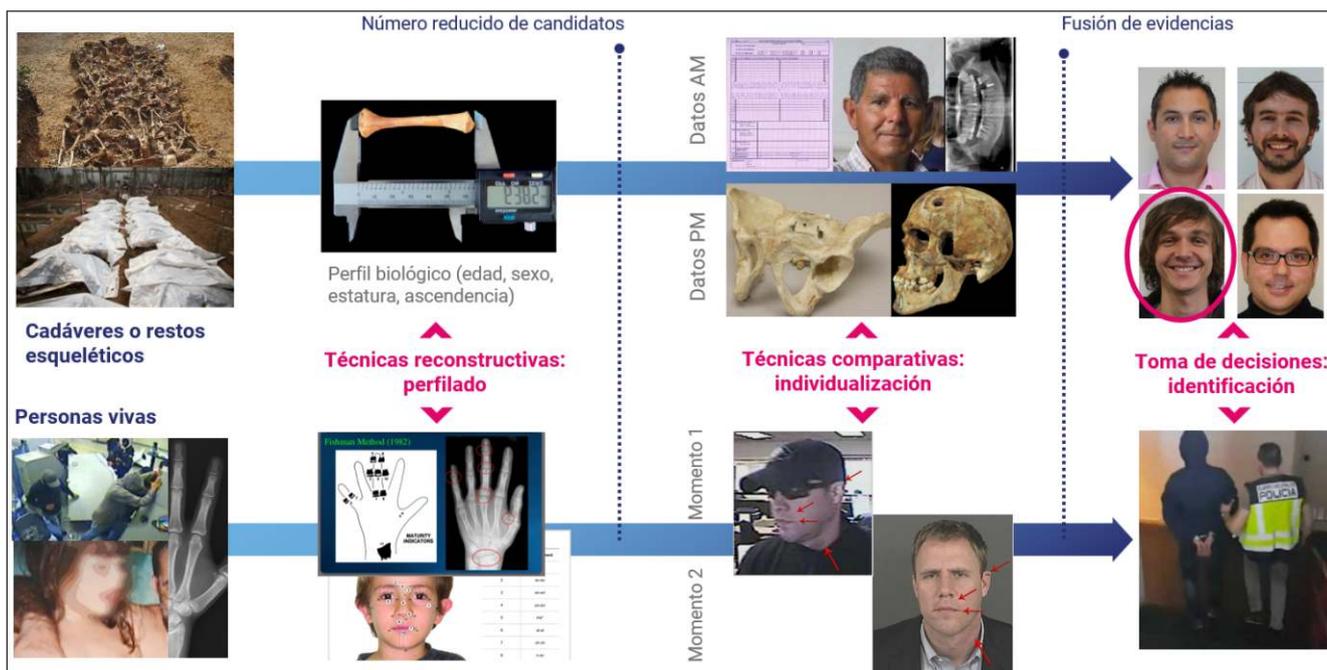


Figura 1: Aplicación de las técnicas de antropología forense a los casos de personas vivas y muertas.

### Técnicas reconstructivas (perfilado):

- Mediciones manuales (basadas en el uso del calibre), variables (dispersión intra- e inter-observador) y repetitivas.
- Comparación subjetiva e inexacta de formas (categorización basada en el atlas).
- Patrones desconocidos y/o relaciones ocultas en una gran cantidad de datos multidimensionales.
- Falta de consenso y buenas prácticas en los estudios de validación.

- El filtrado manual dificulta la aplicación en desastres masivos y grandes bases de datos.

Algunos de los métodos de estimación del PB más utilizados se desarrollaron hace 50 a 100 años (o más), como es el caso del método basado en el atlas (GP) de Greulich y Pyle [9] o el de Tanner-Whitehouse (TW2) [10]. Se elaboraron con un número limitado de muestras<sup>1</sup> (de unos pocos cientos a unos pocos miles), normalmente sesgadas por una ascendencia común y un rango de edad limitado en comparación con las poblaciones modernas. En la actualidad, gracias al avance tecnológico, el acceso a TACs y a las autopsias virtuales, resulta más sencillo para los antropólogos obtener información sobre las poblaciones actuales superando esas limitaciones del pasado.

1. Aunque un conjunto de datos de unos pocos miles de muestras se considera probablemente una situación ideal (raramente alcanzada) en el campo de la AF, otros campos de investigación forense y de ciencias biológicas desarrollan sus modelos utilizando conjuntos de datos mucho más grandes, como es el caso de las huellas dactilares (hasta 500.000 pares se emplean para validar el sistema en [11]), el reconocimiento facial (3,7 millones de imágenes de 58.207 sujetos en [12]) o la clasificación de imágenes médicas (se emplearon dos millones de radiografías de tórax en [13]) para la clasificación de patologías; 129.450 imágenes clínicas en [14] para la clasificación del cáncer de piel a nivel de dermatológico).

Además, las fases o patrones fueron observados y documentados (categorización basada en el atlas) por uno o unos pocos investigadores sobre la base de su experiencia, conocimientos y capacidad de reconocimiento de patrones. Por una parte, se limita a la capacidad humana de identificar patrones y de trabajar con un enorme conjunto de datos de muestras al mismo tiempo. La aplicación de estos métodos basados en el atlas está vinculada a la subjetividad (por la naturaleza del problema de hacer coincidir holísticamente un patrón/forma con un dibujo del patrón/forma promedio) y a la dispersión intra- e inter-observador [15,16]. Un gran grupo de métodos se basan en una serie de mediciones lineales tomadas directamente del hueso limpio con el calibre o en imágenes radiográficas. Por último, el número de métodos de estimación del PB publicados puede contarse por cientos. Sin embargo, en la actualidad no hay un consenso claro sobre cómo calcular, expresar e interpretar el error al validar los métodos de estimación de la edad, mientras que al mismo tiempo existen pruebas empíricas sobre la inadecuación de algunos métodos de estimación de la edad para calcular, expresar e interpretar los errores obtenidos [17].

#### Técnicas comparativas (individualización):

- Observaciones visuales complejas y subjetivas.
- Necesidad de adquirir la imagen del hueso post-mortem (PM) en la misma postura y condiciones que el hueso ante-mortem (AM).
- Muy dependiente de los conocimientos y la experiencia del antropólogo.
- Muy alta variabilidad en la precisión y poca o ninguna validación.
- Falta de estandarización y acuerdos internacionales.
- Uso de software genérico de procesamiento de imágenes, muy limitado, introduce nuevos errores.

Las características implicadas en el emparejamiento físico y el emparejamiento visual de patrones existentes en el estado de la naturaleza no son eventos susceptibles de ser contados; en cambio, se trata de un conjunto de unidades visibles que ocupan toda el área del patrón, extendiendo la probabilidad de que vuelva a ocurrir un patrón de verosimilitud hasta el infinito, ofreciendo un apoyo epistémico a la unicidad [18]. La aplicación de técnicas comparativas solía reducirse a la comparación subjetiva de los tipos de patrones anteriores mediante métodos de observación como el emparejamiento físico, la superposición o la evaluación visual lado a lado.

La normalización es una cuestión importante en las técnicas comparativas y en la etapa de toma de decisiones. Si bien hay ejemplos meritorios de propuestas individuales o de equipo para la normalización, por ejemplo, en la nomenclatura de antropometría craneofacial[19] o la identificación basada en la RC [20], existe una laguna de iniciativas internacionales/multicentro, como por ejemplo la iniciativa MEPROCS de la UE[21].

La principal dificultad y fuente de errores son los diferentes momentos de adquisición (de meses a años), los diferentes entornos de adquisición (distancia cámara-sujeto, distancia focal, pose relativa, etc.), los diferentes dispositivos de adquisición (diferentes modelos de cámara o de rayos X) e incluso la diferente naturaleza de los materiales AM y PM que se deben comparar, como es el caso de la técnica SCF en la que se comparan una o más fotografías de la cara con un cráneo. En cualquier caso, la comparación lado a lado debe ir precedida de un proceso de adquisición de datos PM que intente imitar las condiciones de adquisición AM. Esta tarea se aborda normalmente en un proceso de ensayo y error, que lleva mucho tiempo y el error no puede medirse ni estimarse, es decir, su validez depende en gran medida de los conocimientos y la experiencia del antropólogo [22].

#### Toma de decisiones (identificación):

- Decisiones basadas en un conocimiento parcial y aproximado con una alta presencia de incertidumbres y conjeturas.
- Difícil visualización de los datos e interpretación de los resultados.
- Diferentes grados categóricos en la toma de decisiones.
- Fuertemente dependiente del experto y difícil de defender en procedimientos legales.
- Falta de reproducibilidad. Ausencia de estudios sólidos de fiabilidad
- Limitaciones de tiempo: inabordable para múltiples comparaciones / desastres masivos / fosas comunes.

Por último, el proceso de toma de decisiones que conduce a la decisión final de identificación se expresa normalmente en diversos grados lingüísticos (apoyo fuerte, moderado o limitado; presunto o positivo, etc.) que explican la presencia de incertidumbre e información incompleta. La forma en que el experto combina y pondera las diferentes pruebas no puede expresarse cuantitativamente, depende de los conocimientos y la experiencia del experto. Todo el proceso de identificación carece de reproducibilidad y es casi imposible de aplicar a un escenario de comparación múltiple

(a menos que se disponga de un equipo de expertos durante un período de trabajo prolongado).

Los grandes estudios de fiabilidad no son comunes en el campo de la AF, ya que todavía existen barreras éticas y jurídicas no superadas para la adquisición y el intercambio de conjuntos de datos públicos. Además, la falta de normalización y de reproducibilidad implica conclusiones contradictorias en cuanto a la fiabilidad de las técnicas. Este es, al menos, el caso de la SCF, en el que los diferentes estudios de fiabilidad publicados hasta la fecha están llenos de limitaciones. La ausencia de una medida objetiva del grado de emparejamiento cráneo-cara, las limitaciones técnicas del software utilizado, la falta de consideración de la localización precisa de los landmarks al realizar los métodos basados en estos, la ausencia de datos sobre el grosor del tejido blando de la población examinada, la calidad insuficiente de los modelos craneales tridimensionales, las fotografías post mortem, las muestras reducidas, la ausencia de análisis estadísticos apropiados, la ausencia de estudios inter- e intra-observador son sólo algunas de ellas[23].

A modo de conclusión, resumimos todas las limitaciones identificadas en los métodos existentes en un solo desafío: la necesidad de métodos automáticos, objetivos y más precisos. Este parece ser el entorno perfecto para los sistemas computarizados basados en técnicas de Inteligencia Artificial (IA) [24], debido a su capacidad para modelar el comportamiento humano en la resolución de problemas específicos, y su capacidad para procesar cantidades de datos extremadamente grandes y descubrir patrones ocultos.

A pesar de la conveniencia teórica y empírica de la aplicación de las técnicas de IA a la AF, en el último decenio sólo se han publicado un número limitado de trabajos basados en IA. Sin embargo, han demostrado su precisión y solidez, de ahí su viabilidad para las aplicaciones de identificación forense en humanos. El presente artículo tiene por objeto dar visibilidad y aumentar la conciencia de la comunidad de AF sobre la potencialidad de la IA para resolver problemas de este ámbito, mediante la realización de la primera revisión bibliográfica. De hecho, consideramos que existe un problema de falta de investigación interdisciplinar. Esta afirmación se origina en el hecho de que sólo hay unos pocos grupos de investigación multidisciplinarios en todo el mundo donde los médicos forenses o antropólogos trabajan junto con especialistas en IA. Por otro lado, pensamos también que hay una falta de desarrollo tecnológico en la comunidad de AF que, unido a la alta complejidad de algunas de las técnicas de antropología, ha desembocado en errores e imprecisiones. Como consecuencia de estos, el uso de técnicas como la SCF ha sido relegado y desalentado. A pesar de los beneficios demostrados, el uso de las técnicas de IA en la casuística forense diaria es prácticamente nulo.

El contenido de este artículo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 supone una introducción a un importante grupo de técnicas de IA, aquellas que nosotros consideramos más adecuadas para abordar los principales desafíos del campo de la AF y en las que se basan la mayoría de las propuestas existentes hasta la fecha. La sección 3 representa la parte central de este trabajo, el estudio del estado del arte relativo a la aplicación de técnicas de la IA en el ámbito de la AF. Este se divide a su vez en cuatro partes que recogen, de manera casi exhaustiva, los enfoques basados en técnicas de IA para abordar: la estimación del PB a partir del estudio del esqueleto, el análisis traumatológico y de patologías, la RC, la SCF y finalmente la aproximación facial (o reconstrucción facial). Para cada uno de estos métodos de AF se incluye también un resumen de los fundamentos y trabajos de referencia (que para nada pretende ser exhaustivo ni preciso), con el objetivo de que la presente publicación sirva, no solo para acercar la AF a la IA, sino también el camino inverso, que sea capaz de atraer el interés de la comunidad de IA a la problemática de los AF. Por último, la sección 4 incluye algunas observaciones finales, y una discusión sobre las acciones que los autores consideran más importantes de cara a avanzar en el campo de la AF.

## 2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL: TÉCNICAS Y FUNDAMENTOS

Las siguientes son algunas ramas específicas de la IA, que, en nuestra opinión, son las herramientas más adecuadas para abordar los principales desafíos del campo de la FA. Es importante señalar que estos campos de investigación de la IA no corresponden a categorías desarticuladas o herméticas, pues hay un alto grado de permeabilidad e hibridación entre ellos.

### 2.1. Visión Artificial.

La Visión por Ordenador, o Visión Artificial (VA) es la disciplina científica que se ocupa de la interpretación automática de las imágenes [25]. Cubre diferentes niveles de abstracción. En primer lugar, la visión por ordenador de bajo nivel, también llamada procesamiento de imágenes, implica operaciones primitivas que consideran las propiedades locales de una imagen. Este nivel toma como entrada una imagen y da como salida la misma imagen transformada de acuerdo con la operación mencionada (por ejemplo, la restauración y el realce de la imagen). En segundo lugar, la visión por computador de nivel medio, también llamada análisis de imágenes, entraña etapas intermedias previas a la comprensión semántica de la imagen. En este nivel se toma

como entrada una imagen y se da como salida un conjunto de rasgos que caracterizan la imagen (por ejemplo, la segmentación de la imagen y la detección de características). Por último, la visión por computador de alto nivel tiene por objeto "dar sentido" a la imagen/vídeo de entrada y desarrollar las funciones cognitivas relacionadas con el sistema de visión humana (por ejemplo, el reconocimiento de objetos y el registro de imágenes).

Dentro de la VA, entre las técnicas concretas con más potencial de aplicación en el campo de la AF, destacamos las siguientes:

La segmentación de imágenes (SI), que se define como la división de una imagen en regiones que son homogéneas con respecto a algún rasgo visual [26]. Más precisamente, es el proceso de asignación de una etiqueta (clase) a cada píxel de la imagen de forma que los píxeles que compartan la misma etiqueta también tendrán ciertas características visuales similares, como el color, la intensidad o la textura. Además de las propiedades individuales de cada píxel, en problemas de segmentación más complejos será necesario

tener en cuenta información a distintos niveles jerárquicos, desde el píxel a regiones e incluso la imagen entera, donde se analizarán cambios en las características de los píxeles, distancias o formas. La figura 2 muestra un ejemplo de segmentación multiclase, es decir, se segmentan diferentes clases de objetos, en concreto, pulmones, clavículas y corazón en una radiografía. La segmentación precisa de órganos y huesos en radiografías es especialmente difícil debido al solapamiento que existe entre estos y por lo difuso de los contornos de los "objetos" a segmentar en muchas zonas de la imagen. De hecho, en este problema concreto ha sido necesario un proceso de aprendizaje (más adelante se explican los métodos de aprendizaje automático) en donde, a partir de cientos de radiografías segmentadas previamente por un radiólogo de manera manual (usando un software de tratamiento de imágenes, fue cuidadosamente delimitando los contornos de pulmones, corazón y clavículas), se aprenden características de cada uno de los "objetos" de interés (forma típica y posibles variaciones, localización dentro de la imagen y respecto a otros objetos, rango de intensidades y texturas).

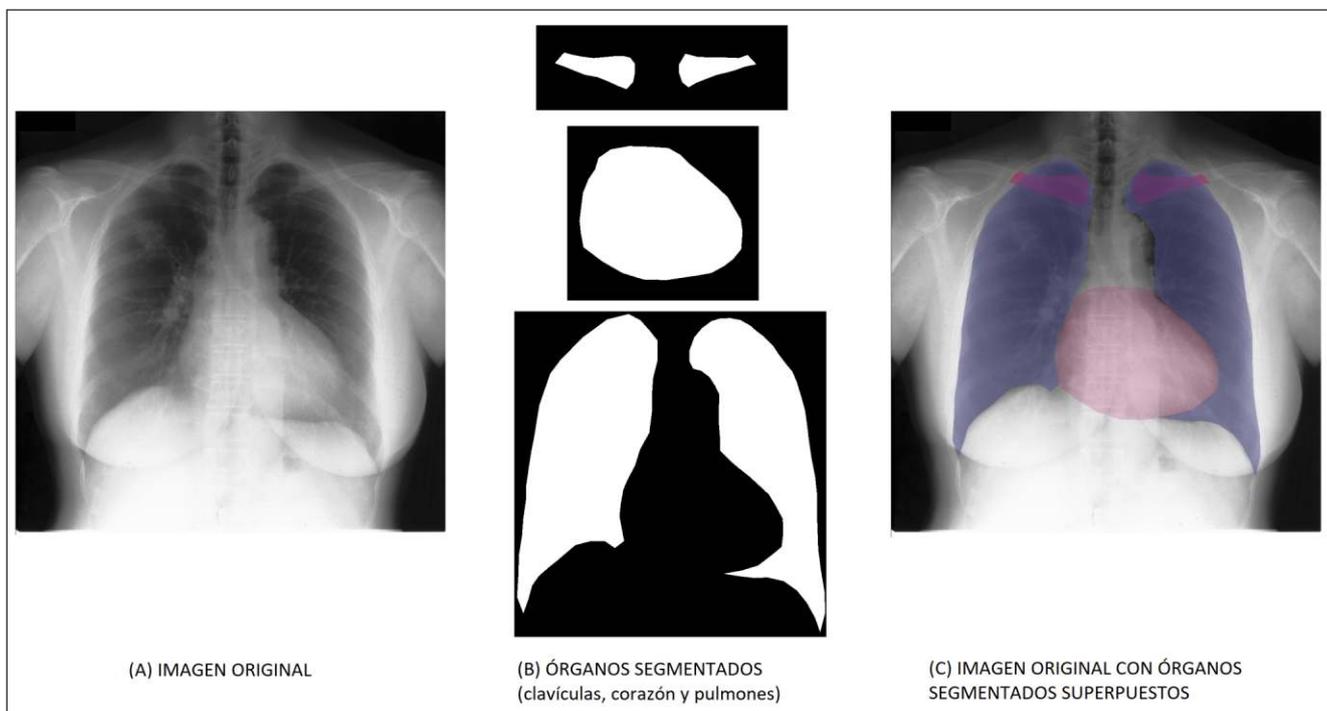


Figura 2: ejemplo de SI. La imagen original es una radiografía de tórax (A). Mediante el algoritmo automático de segmentación de imágenes en se extraen las clavículas, el corazón y los pulmones (B). La imagen de la derecha (C), representa sobre la imagen original, los órganos y huesos segmentados con diferentes colores.

La detección, clasificación y comprensión de imágenes: fuertemente relacionada y dependiente de la SI, consiste en detectar/localizar objetos dentro de una imagen (dibujando, por ejemplo, un rectángulo alrededor de ellos), categorizar esos objetos e incluso, describir matemáticamente propiedades de los objetos detectados[25]. La comprensión de la imagen es el proceso de interpretación real de esas

regiones/objetos para averiguar lo que realmente está sucediendo en la imagen. Esto puede incluir, en última instancia, la toma de alguna decisión para la acción futura. En la figura 3, se muestra un ejemplo de esto último, un sistema que detecta armas de fuego a partir de las imágenes de video-vigilancia y activa una alarma cuando eso ocurre.



Figura 3: en la imagen de la izquierda podemos ver un ejemplo de detección de armas . En este ejemplo el algoritmo desarrollado es capaz de detectar armas y clasificarlas asignando una probabilidad (como puede verse en la imagen con la clase pistola) en tiempo real, es decir, sobre fotogramas de un video a la vez que este se visualiza. En la imagen de la derecha se puede observar el resultado de un algoritmo de detección y clasificación automática de landmarks cefalométricos.

El registro de imágenes (RI), que tiene como objetivo encontrar una transformación geométrica que superponga dos imágenes tomadas en diferentes momentos, desde diferentes puntos de vista, y/o por diferentes sensores [30]. Según sea la naturaleza los sistemas de adquisición, podemos distinguir métodos de RI de diferente modalidad (monomodalidad / multimodalidad) o dimensionalidad. Dentro de este último grupo podemos distinguir: 2D-2D (es decir, entre 2 fotos o 2 radiografías, por ejemplo), 3D-3D (entre dos modelos 3D, por ejemplo, dos escaneos intraorales de la misma persona con un mes de diferencia), 3D-2D (entre un modelo 3D y una imagen 2D, por ejemplo, un modelo 3D de un cráneo y una fotografía de la cara de una persona). Otras posibles clasificaciones de métodos de RI incluyen: el registro intersujeto (imágenes de diferentes personas, por ejemplo, para estudiar la morfometría del cráneo y relacionarla posteriormente con variables como sexo o ascendencia) y diferentes métodos según la

información de referencia usadas (extrínseca / intrínseca) y las métricas de similitud empleadas para medir el error de registro (basados en intensidad / basado en características).

La VA podría ser sumamente valiosa en la AF. Tomemos como ejemplo la comparación de una imagen AM de rayos X y un modelo 3D PM para determinar si el hueso que aparece en ambas pertenece a la misma persona. Primero, necesitaríamos aislar la estructura anatómica de interés en los datos AM y PM. Esto implica un proceso de segmentación de la imagen (ver figura 2). A continuación, podríamos alinear automáticamente la proyección de la segmentación resultante de los datos PM sobre la imagen segmentada de rayos X AM. Este proceso se conoce como registro de la imagen (ver figura 4).

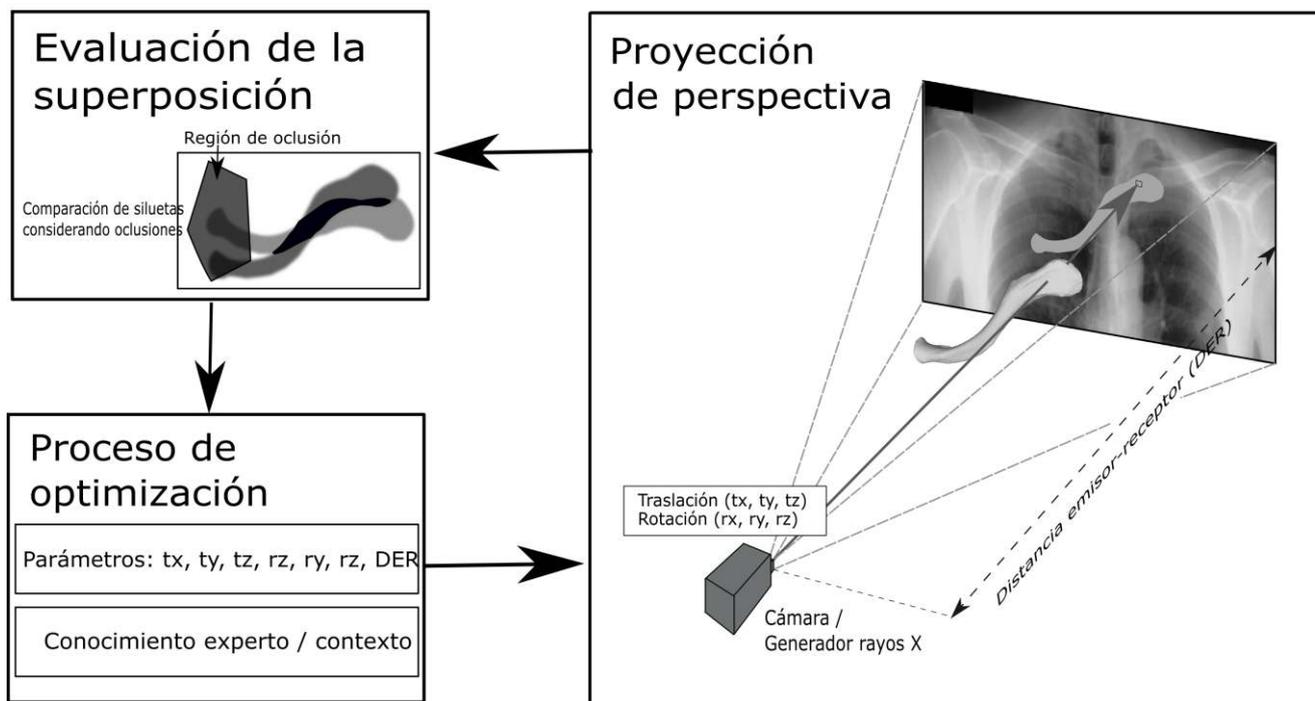


Figura 4: ejemplo de proceso iterativo de IA en donde un modelo 3D de una clavícula es registrado sobre una radiografía (2D) de tórax. En este proceso iterativo, un algoritmo de optimización busca reproducir los parámetros de adquisición de la radiografía AM, es decir, busca los valores de traslación, rotación y distancia del emisor de rayos X a la placa. Este proceso de búsqueda está guiado por el error (proceso de minimización del error) de solapamiento entre el contorno del modelo 3D (una vez proyectado sobre la radiografía) y el contorno de la clavícula (obtenido mediante un proceso de SI) en la radiografía.

## 2.2. Aprendizaje Automático.

El Aprendizaje Automático (AA) es la rama de la IA cuyo objetivo es el desarrollo de técnicas que permitan a los ordenadores aprender directamente de los datos [31], es decir, aprender modelos generales a partir de ejemplos particulares de datos. El AA representa un vasto campo de investigación que incluye, sin pretender ser exhaustivo:

- El aprendizaje supervisado: en el que el conjunto de datos empleados para entrenar los modelos incluye entradas y salidas deseadas.
- El aprendizaje no supervisado (en el que el sistema, según una noción de similitud, tiene que ser capaz de reconocer patrones basados únicamente en los ejemplos de entradas)
- El aprendizaje de refuerzo (en el que el sistema aprende mediante un procedimiento de ensayo y error, interactuando con el entorno, basado en una señal genérica de retroalimentación sobre lo bien o mal que se está realizando la tarea en cuestión).

Los datos son baratos y abundantes mientras que el conocimiento es caro y escaso, de ahí que se utilicen las técnicas de AA para resolver aquellos problemas en los que no existe experiencia humana (por ejemplo, navegar en Marte), donde los humanos son incapaces de explicar su experiencia (el reconocimiento de voz), cuando la solución debe adaptarse a casos particulares (biometría de usuario) o el tamaño del problema es demasiado grande para nuestras limitadas capacidades de razonamiento (calculando los rangos de las páginas web).

Desde un punto de vista práctico, el AA se ocupa principalmente de la resolución de problemas de regresión (es decir, la estimación de valores continuos), problemas de clasificación (es decir, la estimación de valores o clases discretas) y agrupación (que consiste en agrupar un conjunto de objetos de tal manera que los miembros del mismo grupo, o *cluster*, sean lo más parecidos posible según determinados criterios).

En los más de 70 años de existencia del campo del AA se han desarrollado multitud de métodos, entre los que podemos destacar las redes neuronales artificiales, las redes bayesianas, los clasificadores estadísticos, los sistemas

basados en reglas, los árboles de decisión o *Support Vector Machines*. Hoy en día, el campo más prolífero y revolucionario de la IA es el denominado Aprendizaje Profundo, o *Deep Learning* (DL) [32]. Este representa una familia de algoritmos de aprendizaje automático que, durante el último decenio, han mejorado drásticamente los resultados proporcionados por las técnicas existentes en tareas como el reconocimiento del habla[33], la traducción automática [34] y la clasificación de imágenes [35], o que han superado directamente la capacidad humana frente a actividades complejas[36].

La capacidad demostrada por estos algoritmos para resolver problemas de todo tipo presupone su potencial para resolver también problemas en la AF, como la estimación del perfil biológico, la localización de landmarks cefalométricos, o la automatización de ciertas tareas implicadas en un proceso de toma de decisiones en el ámbito forense.

### 2.3. Soft Computing.

A diferencia de los métodos informáticos tradicionales (*hard computing*), las técnicas de *Soft Computing* (también llamadas Inteligencia Computacional) no se basan en soluciones de forma cerrada (por ejemplo, una fórmula que resuelve una ecuación específica), sino principalmente en procedimientos de búsqueda/optimización (heurística) y otras técnicas "aproximadas" capaces de resolver problemas en presencia de datos cualitativos, inciertos, imprecisos e incompletos[37]. Esas técnicas tratan de emular la capacidad de los seres humanos para hacer frente a esas situaciones de manera eficaz. Los principales paradigmas del *soft computing* se analizan a continuación.

Las redes neuronales artificiales (RNA) son enfoques de AA poderosos y flexibles, capaces de aproximar funciones complejas. Son modelos bioinspirados, es decir, se inspiran en las redes de neuronas del cerebro (ver figura 5), aunque no necesariamente buscan imitar su comportamiento.

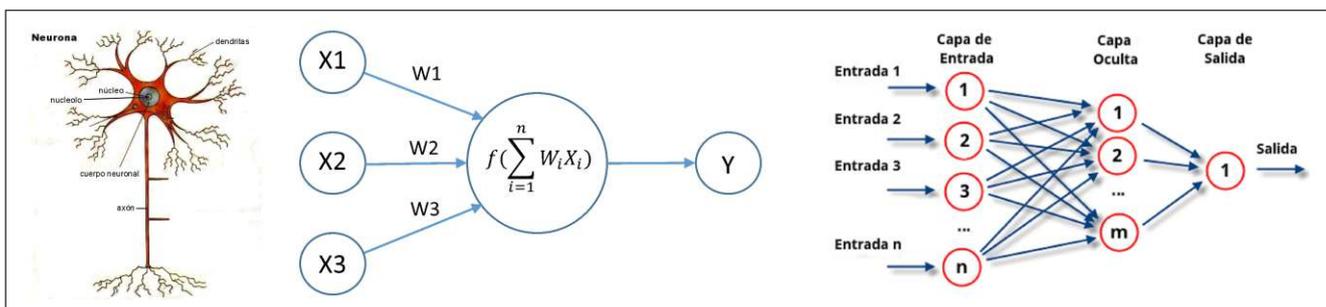


Figura 5: de izquierda a derecha, representación de una neurona biológica (dendritas, núcleo y axón, una neurona artificial (diferentes variables de entrada X, pesos w, asociado a las entradas, y una función de procesamiento de la información f y salida Y) y una RNA (capas de entrada, salida y oculta con diferente número de neuronas artificiales y conectividad entre estas).

Los primeros modelos de RNAs son del año 1943[38], y desde entonces han surgido centenas de modelos y aplicaciones, pero no ha sido hasta el último decenio cuando su uso se ha popularizado gracias al aumento de las capacidades de los ordenadores, lo que ha permitido desarrollar modelos con muchas más capas y neuronas. Son las denominadas redes neuronales profundas, o DL, paradigma de AA del que hemos hablado anteriormente. Dentro de estas redes, cabe destacar

una familia de modelos concretos, las redes neuronales convolucionales (o *ConvNets*), modelos de RNAs profundas que asumen explícitamente que las entradas tienen una topología similar a la de una cuadrícula (por ejemplo, imágenes), y que son especialmente adecuadas para analizar imágenes visuales sin ninguna etapa de preprocesamiento o extracción de características (ver figura 6).

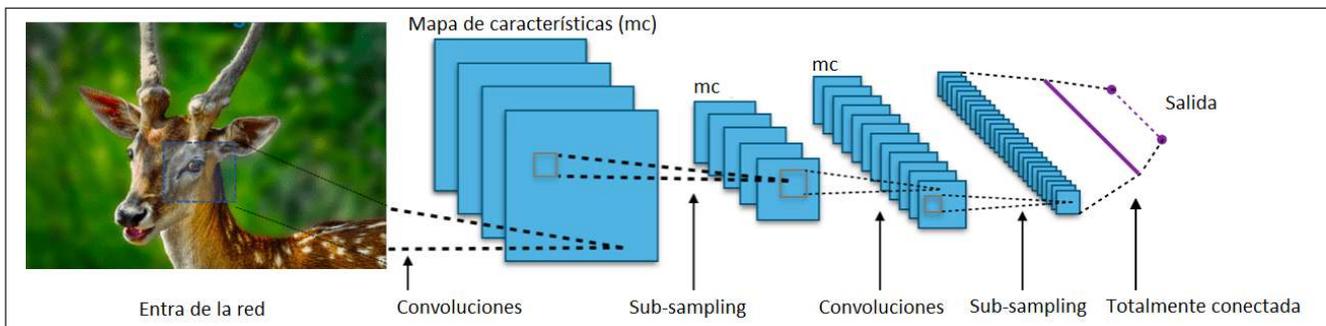


Figura 6: representación simplificada de una *ConvNets* en donde pueden verse múltiples capas que actúan (convolucionan) en cada momento sobre una ventana de  $n \times n$  de la imagen de entrada.

Los algoritmos evolutivos (AE) son algoritmos de optimización, búsqueda y aprendizaje inspirados en los procesos de selección natural y evolución genética. Destacan por su capacidad de resolver eficazmente problemas NP-duros y multimodales y no requieren información a priori de la función de error. El modo de funcionamiento de estos algoritmos es muy sencillo, evolucionan poblaciones de individuos que representan soluciones potenciales a problemas. En este proceso de

evolución se seleccionan individuos (padres) en base a un modelo que combina aleatoriedad y adaptación al medio (la cual se mide con una función matemática de lo bueno que es un individuo resolviendo el problema, función de error), se cruzan para generar nuevos descendientes (intercambio de información genética) y estos se mutan (generación de nueva información), con una cierta probabilidad (ver figuras 7 y 8).

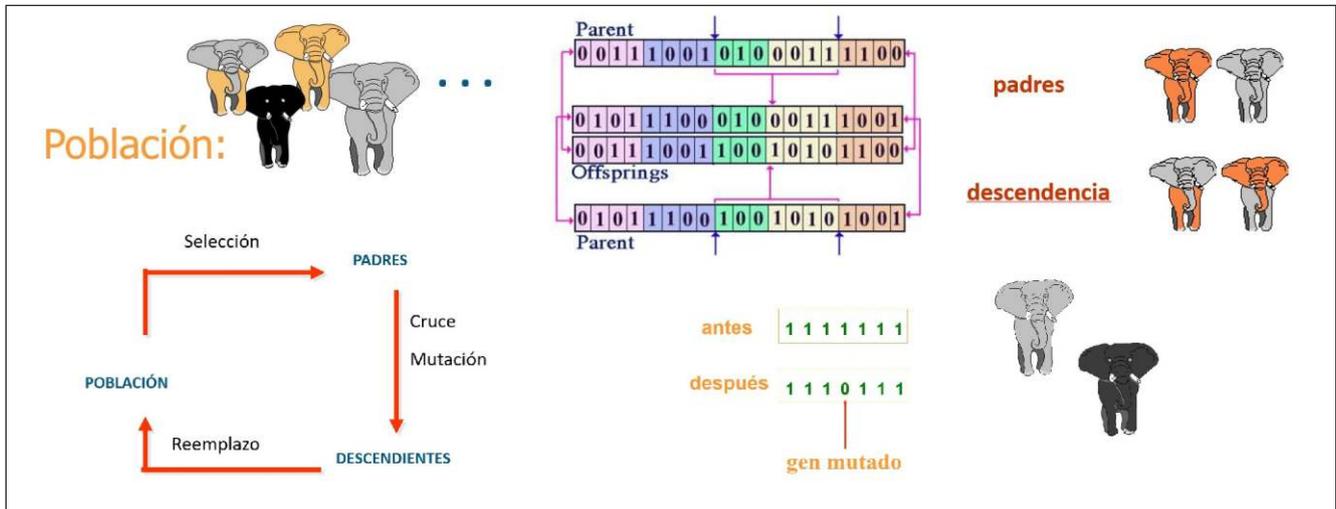


Figura 7: representación del proceso de evolución de un AE, a partir de una población inicial, se seleccionan, cruzan y mutan individuos (cromosomas) para generar una nueva población que reemplaza a la anterior, y así sucesivamente.

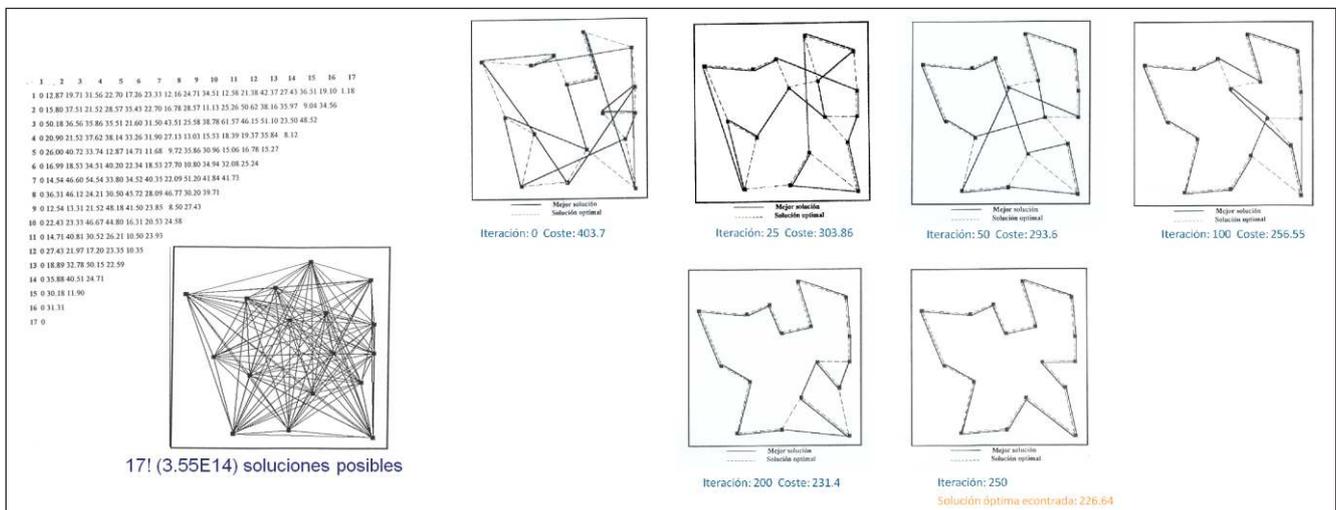


Figura 8: ejemplo de resolución del problema del vendedor ambulante mediante un AE. Dado un conjunto de ciudades (nodos de un gráfico) conectadas por diferentes caminos (bordes o arcos), encontrar el camino del coste mínimo (menor número de Kms) pasando por todas ellas una sola vez y volviendo al punto de partida. Cada individuo del AE, cromosoma, codifica en sus genes el orden en el que se visitan las ciudades. La función de adaptación de cada individuo es número de Kms recorridos para pasar por todas las ciudades. En la izquierda, coste (Kms) de desplazamiento entre cada ciudad/nodo y mapa de conexiones. A la derecha, mejor solución del AE en distintas generaciones (inicial, 25, 50, 100, 200 y 250, donde se encuentra la solución ideal).

La lógica difusa extiende la lógica booleana al dominio continuo [0, 1], donde una expresión difusa no es necesariamente verdadera o falsa (se aceptan varios grados de verdad/pertenencia a una clase). Esto permite procesar conceptos que son esencialmente cualitativos, de acuerdo con una teoría matemática rigurosa. Fue diseñada para representar y razonar sobre conocimiento expresado de forma lingüística o verbal, el cual es generalmente “vago”, “impreciso”, “difuso”, o “borroso”. Nos permite modelar matemáticamente fenómenos (de los que se desconoce una distribución de probabilidad) tan variados como el grado de soporte en la toma de decisiones (por ejemplo, limitado, moderado o fuerte) o como afecta el índice de masa corporal a la fiabilidad de un determinado criterio morfológico (por ejemplo, fiable hasta un índice de masa corporal menor de 25, no fiable a partir de 35, pero con distinto grado de fiabilidad entre ambas medidas).

Por último, el razonamiento probabilístico, que se basa en una estructura de datos denominada red bayesiana (también llamada red probabilística, red causal o red de creencias), que permite tomar un acontecimiento ocurrido y predecir la probabilidad de que cualquiera de varias posibles causas conocidas sea el factor contribuyente.

Tanto las técnicas de Soft Computing entre sí, como estas con el resto de los paradigmas de la IA mencionados en las páginas anterior, suelen combinarse (hibridarse) para abordar la resolución de problemas más complejos. En el caso concreto de la AF, los AE pueden ser de gran utilidad para resolver los problemas de optimización que suelen plantearse en las tareas VA, como la SI o el RI (por ejemplo, en la SCF o en la RC); mientras que la lógica difusa puede ser el paradigma subyacente empleado para aumentar la explicabilidad e interpretabilidad de los sistemas de apoyo a las decisiones asistidas por ordenador que analizan datos e imágenes mediante técnicas de AA y VA.

La siguiente sección recoge las publicaciones en las que se desarrollan enfoques basados en alguna o varias de estas técnicas de IA para abordar algún problema de AF concreto.

### 3. ESTADO DEL ARTE RELATIVO A LA APLICACIÓN DE ENFOQUES BASADOS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL A TÉCNICAS DE ANTROPOLOGÍA FORENSE.

Durante las últimas dos décadas, técnicas como el ADN o las huellas dactilares se han empleado en muchos escenarios de identificación. Sin embargo, la aplicación de estos métodos fracasa cuando no se dispone de suficiente información AM o PM debido a la falta de datos (segunda muestra de ADN) o al

estado de conservación del cadáver. Aunque el esqueleto suele sobrevivir a procesos de descomposición tanto naturales como no naturales (fuego, sal, agua, etc.), el tejido blando se degrada progresivamente y se pierde. Este es el caso más frecuente en los escenarios de identificación de víctimas en desastres de masas. De hecho, la experiencia de varios profesionales en estos escenarios indica la menor eficacia del análisis de ADN (alrededor del 3% de las identificaciones) y la dactiloscopia (15-25%) frente a las técnicas de identificación forense basada en el esqueleto (70-80%)[39], que son la práctica diaria de los expertos en FA. Estas técnicas implican la evaluación de restos óseos humanos para determinar la identidad y causa de la muerte de la persona fallecida [40]. Los métodos empleados por antropólogos forenses, odontólogos y patólogos son cruciales en la recopilación de datos de AM y PB, y aún más importante, representan la última oportunidad de la víctima para la identificación mediante técnicas como la RC (incluida la comparación dental), la SCF o la aproximación facial.

Recientemente han surgido desafíos en la identificación de los seres vivos en los que la precisión y la robustez son fundamentales. Los métodos de imagen facial —[41] son indispensables en muchas circunstancias, ya que proporcionan medios para la investigación policial y pruebas valiosas en las instancias judiciales. Con el creciente número de cámaras de vigilancia, hay una mayor demanda de sistemas de reconocimiento facial. Sin embargo, las diferencias en las condiciones fotográficas (por ejemplo, la iluminación, el ángulo de la cámara y el objetivo), la posición de la cabeza, la expresión facial y la resolución entre las imágenes de referencia y las de prueba son comunes y complican enormemente todo el procedimiento [42]. Otro problema reciente relacionado con la identificación de personas vivas es que el aumento de los movimientos migratorios transfronterizos también ha dado lugar a un aumento del número de informes de expertos sobre la evaluación de la edad de los jóvenes y adultos jóvenes en numerosos países. Estos menores, que por lo general llevan documentos de identidad inválidos, pueden dar información inexacta sobre su edad, lo que es de suma importancia en los procedimientos judiciales [43]. Los límites de edad legalmente relevantes están entre los 12 y los 21 años, estableciendo la edad legal en 18 años en la mayoría de los países[44]. Según las recomendaciones del Grupo de Estudio sobre el Diagnóstico Forense de la Edad [45], para la evaluación de la edad debe utilizarse un examen físico, un examen de rayos X de la mano y un examen dental (incluido el ortopantomograma). Si se ha completado el desarrollo esquelético de la mano, se debe realizar una tomografía computarizada adicional de la clavícula medial [43, 46]. Es importante señalar que, para evitar la violación de los derechos del menor, al comienzo del procedimiento de diagnóstico se realiza una encuesta de anamnesis (en la que se pregunta sobre las enfermedades que influyen en el

crecimiento o los medicamentos) y un examen físico (altura y peso corporal y signos reconocibles de madurez sexual). El principal objetivo de este examen físico inicial es determinar los trastornos del crecimiento y el desarrollo. La conclusión desde la edad biológica (edad esquelética, edad dental) hasta la edad cronológica sólo está justificada para las personas que no llaman la atención a este respecto[43].

En las siguientes subsecciones se resumen los enfoques basados en IA para resolver problemas de la AF más relevantes y novedosos. Hemos incluido en este grupo los métodos tradicionales basados en el análisis directo del esqueleto como el PB, la SCF, la RC, la aproximación facial o la descripción de traumatismos y patologías, junto con métodos relacionados con la AF como son la estimación del Sexo y la Edad en Imágenes Faciales.

### **3.1. Visión general de los enfoques de inteligencia artificial existentes para la estimación del perfil biológico.**

La estimación del PB ha sido estudiada durante más de 300 años, y hoy en día juega un papel crucial en la reducción del rango de posibles coincidencias durante el proceso de identificación. Este paso es previo a la aplicación de cualquier técnica de identificación e implica el estudio de los restos óseos con el objetivo de encontrar rasgos característicos que apoyen la determinación de la identidad del individuo. Estos rasgos incluyen: (1) estimación de la edad, mediante el análisis de la apariencia, los patrones de osificación, el desarrollo dental y la morfología de las costillas y la pelvis [47]; (2) estimación del sexo, basada en estudios morfométricos y morfológicos, es decir forma del cráneo y el hueso de la cadera [48]; (3) la ascendencia, mediante el análisis del cráneo tanto morfológico como métrico[49]; y (4) la estatura, mediante la medición de la longitud de los huesos largos (fémur) y la extrapolación de las mediciones para estimar la altura en vida.

La estimación del PB a partir de restos óseos es una tarea compleja, especialmente cuando se estima la edad de un sujeto, ya que hay diferentes métodos a aplicar dependiendo de la etapa de desarrollo del individuo. La mayoría de los rasgos individualizantes se pueden identificar en varias estructuras como las suturas del cráneo, la sínfisis del pubis y la extremidad de las costillas externas. Las variaciones en la morfología de los huesos son bien conocidas, pero no se producen al mismo tiempo en diferentes individuos, ya que están sujetos a condiciones genéticas y ambientales. Por todas estas razones, el PB se evalúa como un procedimiento secuencial que comienza con la estimación de la ascendencia, seguida a su vez por el sexo biológico, la edad y, por último, la estatura.

Con el objetivo de reproducir los métodos previamente consolidados en la AF, la imagen radiológica, principalmente la tomografía computarizada (TAC), y en menor medida la resonancia magnética (RM), está ganando popularidad a la hora de estimar el PB, ya que es un enfoque no invasivo (en el sentido de que el experto no necesita tener acceso visual directo al hueso), y permite mejores posibilidades de observación y cálculos métricos [48]. La estimación del PB a partir de imágenes de rayos X se ha abordado desde tres comunidades científicas diferentes con tres propósitos distintos. En medicina clínica, la edad biológica es importante para determinar las enfermedades endocrinológicas en los adolescentes o para planificar de manera óptima el momento de las intervenciones de cirugía ortopédica pediátrica. No obstante, en medicina legal se utiliza para aproximar la edad cronológica desconocida, cuando se determina la edad en casos de investigaciones penales o para procedimientos de solicitud de asilo, en los que faltan documentos de identificación de niños o adolescentes. Por último, los antropólogos físicos y forenses se interesan por determinar el sexo, la edad, la estatura y la ascendencia de cualquier resto humano.

Los mayores esfuerzos internacionales se han centrado en la elaboración de enfoques automáticos precisos y objetivos para evaluar si las personas vivas han alcanzado la edad umbral que significa la mayoría de edad legal. Hay diferentes propuestas que se apoyan en programas o algoritmos informáticos de cara a facilitar el procedimiento de estimación de la edad mediante el uso de métodos de imágenes radiológicas [50]. No obstante, hasta donde sabemos, no existe un enfoque automático para una evaluación forense completa de la estimación de la edad teniendo en cuenta las diferentes etapas del procedimiento y todo el rango de edades posibles. La mayoría de los métodos automáticos publicados funcionan sólo sobre radiografías de sujetos caucásicos menores de 10 años, y unos pocos enfoques tratan con sujetos menores de 18 años. No existen métodos automáticos que realicen la estimación de la edad de los adultos, y sólo unos pocos métodos automáticos de estimación del sexo a partir de los rayos X. Por esta razón, las siguientes subsecciones se centrarán en los principales métodos de estimación del PB (estimación del sexo y estimación de la edad), aplicados principalmente a individuos vivos y abordados mediante técnicas de IA.

#### 3.1.1. Enfoques de inteligencia artificial para la determinación del sexo a partir de imágenes óseas.

La estimación del sexo es un pilar fundamental dentro del PB. Si la estimación del sexo es incorrecta, se pueden producir

una serie de errores en cadena en el resto de parámetros del PB a estimar. Los métodos actuales para la determinación del sexo se basan principalmente en criterios morfométricos o morfológicos [51, 52]. El enfoque morfométrico incluye las mediciones de las manos, los pies y las extremidades correspondientes a los huesos superiores, inferiores y largos. Por otra parte, el enfoque morfológico encuentra su fundamento en el dimorfismo sexual, que se presenta en ciertos grados en la mayoría de los huesos del cuerpo humano. En particular, las partes más comunes y populares del cuerpo humano para la estimación del sexo son el cráneo y la zona de la pelvis [53]. Sin embargo, estos métodos están sujetos al sesgo del analista, requieren un alto grado de pericia, son complejos, llevan mucho tiempo [54] y no siempre son adecuados, principalmente debido a la presencia de un daño significativo (químico y/o físico) en los restos óseos.

Entre los pocos trabajos publicados al respecto, destacan enfoques de AA, ya sea combinados con otros métodos de VA [53, 55, 56], o de manera aislada, mediante técnicas de DL [57, 58]. Las técnicas de DL ofrecen una solución flexible y potente para la estimación del sexo a partir de imágenes de estructuras esqueléticas. Una de las ventajas del DL es que descubren de forma automática y autónoma las características de una imagen que son más útiles para la clasificación [59, 60].

De estos cinco trabajos que aplican técnicas de IA a la estimación del sexo, solo uno se centra en niños [58]. El cuerpo de un adulto es lo suficientemente maduro para señalar pistas significativas que pueden ayudar a distinguir su sexo, pero puede no ser adecuado para la estimación del sexo en los niños.

En [55] los autores utilizaron una combinación de RNAs con un Enjambre de Partículas (una técnica de *soft computing* para optimización) para la estimación del sexo. Utilizaron un conjunto de datos de imágenes de rayos X de la mano izquierda de la población asiática. Su conjunto de datos era pequeño y sus resultados sugieren una precisión diferente para los distintos grupos de edad. Pinto et al. [53] introdujeron una metodología para la cuantificación objetiva de los rasgos sexualmente dimórficos en imágenes del cráneo y la pelvis utilizando la Transformada de *Wavelet*, que es una herramienta matemática de escala múltiple que permite medir las variaciones de forma que están ocultas a diferentes escalas de resolución. Los autores afirmaron que su método se había aplicado con éxito para la estimación del sexo en una muestra piloto de mallas tridimensionales de la morfología supraorbital. Esta información puede ser utilizada por los expertos para mejorar la precisión de la evaluación del BP y para describir las variaciones geográficas y temporales dentro de las poblaciones y entre

ellas. En [56] los autores presentaron un sistema automatizado de detección del canal de Haversian basado en la histomorfología, que utiliza sólo fragmentos de hueso para estimar la edad y el sexo. Dividieron su sistema de detección en dos partes. En la primera parte, analizaron manualmente y observaron las diferencias en los parámetros de la muestra de huesos masculinos y femeninos. En la segunda parte, aplicaron técnicas de procesamiento de imágenes microestructurales para identificar el sexo. Bewes et al. [57] abordaron el problema de la determinación del sexo de los restos óseos adaptando una red profunda muy popular, llamada GoogLeNet [61], y diseñada para analizar imágenes de entrada en 2D. Entrenaron la red con imágenes de 900 cráneos virtualmente reconstruidos a partir de TACs de hospitales. Cuando se probó en imágenes no vistas previamente de cráneos, la red profunda mostró un 95% de precisión en la estimación del sexo.

Por otro lado, solo los autores de [58] se han centrado en la estimación del sexo en los niños. Ellos propusieron una técnica llamada GDCNN (Determinación del Sexo con ConvNets), donde las radiografías de la mano izquierda de los niños entre un amplio rango de edades (que van desde 1 mes a 18 años) son examinadas para estimar el sexo. Para identificar el área de atención (parte de la mano) utilizaron Mapas de Activación de Clases, descubriendo que la parte inferior de la mano alrededor de los carpos (muñeca) es más importante que otros factores para la estimación del sexo del niño. Obtuvieron una precisión del 98%, identificando el género de un niño incluso con la mitad de la parte inferior de la mano, lo cual es impresionante considerando el que esqueleto de los niños no se ha desarrollado completamente.

### 3.1.2. Enfoques basados en inteligencia artificial para la estimación de la edad a partir de estructuras óseas.

Es bien sabido por los antropólogos forenses que ciertas zonas óseas muestran una secuencia definida de modificación que está estrictamente asociada con la edad. En los años veinte del siglo pasado, Todd y col. [47, 62] propusieron un método de estimación de la edad basado en el análisis de la sínfisis púbica que ha sido ampliamente utilizado en el área. Definió diez categorías de edad, y también proporcionó una descripción muy completa de los aspectos morfológicos de la sínfisis púbica en cada una de ellas. Sin embargo, las descripciones son a veces imprecisas y pueden dar lugar a confusión entre los grupos de edad, especialmente para los nuevos profesionales.

Es bien sabido por los antropólogos forenses que ciertas zonas óseas muestran una secuencia definida de

modificación que está estrictamente asociada con la edad. Las estructuras óseas comúnmente utilizadas para la estimación de la edad en adultos comprenden la sínfisis púbica [47, 62, 63], la cuarta costilla [64, 65], las suturas craneales [66] o los dientes [67]. En los años veinte del siglo pasado, los cambios en la sínfisis púbica se estudiaron por primera vez por Todd y col. [47, 62] en una colección de esqueletos varones de edad conocida. En este trabajo, que ha sido referencia en el área durante más de 70 años, se definieron diez categorías de edad junto con una descripción muy completa de los aspectos morfológicos de la sínfisis púbica en cada una de ellas. A principios de los 90, Brooks y Suchey [63] utilizaron una muestra de 739 varones y 273 mujeres, cuya sínfisis obtuvieron de una muestra moderna bien documentada de individuos autopsiados en el condado de los Ángeles, para establecer 6 fases con sus características (tanto para varones como para mujeres), con la media, la desviación estándar y el rango de edades. Otra de las estructuras utilizadas para la estimación de la edad en adultos es la cuarta costilla. Iscan y col. [64, 65] estudiaron 230 costillas derechas extraídas de individuos de edad conocida, demostrando ser un método fiable y relativamente fácil de aplicar, aunque es dependiente de la población. Otro de los métodos empleados, esta vez en el cráneo, es el cierre de las suturas craneales y su relación con la edad del individuo. Meindl y Lovejoy [68], propusieron un método basado en el estudio de 10 puntos situados en la calota craneal, estableciendo cuatro estadios de cierre. Por último, los dientes son comúnmente utilizados para la estimación de la edad, Lamendin y col. [67] realizaron su trabajo sobre 360 dientes unirradiculares, obtenidos de 208 individuos de edades entre los 22 y los 90 años y valoraron la periodontitis y la transparencia radicular.

Es importante señalar que cuando se trata de estimar la edad en un caso antropológico-forense, se han de tener en cuenta los condicionantes de cada método y sus variantes en cuanto a la población de origen que ha dado lugar al método y las condiciones particulares de cada caso. Además, las descripciones proporcionadas por algunos de estos métodos a veces pueden ser imprecisas y dar lugar a confusión entre los grupos de edad, especialmente para los nuevos profesionales.

La gran mayoría de propuestas basadas en IA utilizan técnicas de *soft computing*, pero podemos distinguir dos enfoques muy distintos. Por un lado, aquellas propuestas que toman como punto de partida un modelo clásico de AF e intentan automatizarlo y/o mejorarlo, como puede ser el caso de [69] y [70], en donde se proponen diferentes enfoques basados en lógica difusa para automatizar los métodos de Tanner y col. (TW2)[71], (TW3)[72] o de Todd [47, 62]. Por otro lado, y de manera mayoritaria, sobre todo en los últimos 5-6 años, enfoques denominados *end-to-end*, es decir

enfoques donde la única entrada del algoritmo es una imagen (radiografía o RM de la mano/muñeca por normal general) y la salida es la edad cronológica que predice el algoritmo. Estos enfoques son solo posibles gracias a la utilización de ConvNets entrenadas con cientos de imágenes cuya edad cronológica precisa es conocida [7378].

Dentro del primer grupo, algunos estudios utilizan la integral difusa para la estimación de la edad en adultos [79, 80]. Estos métodos consideran la aplicación manual de diferentes métodos de evaluación de la edad basados en diferentes huesos: el método de Todd que utiliza la sínfisis púbica y otros dos que utilizan la superficie auricular y el cierre de la sutura craneal. Estas tres estimaciones independientes se combinan mediante una integral difusa para obtener una estimación más precisa. Villar y col. [81], proponen un sistema preliminar de clasificación basado en reglas difusas [82] para la estimación de la edad a partir del estudio de la sínfisis púbica, siguiendo el método de Todd. Su objetivo era simplificar el proceso, detectando las principales características del problema y aprender un sistema compacto para clasificar los nuevos casos en función de dichas características. Generaron un conjunto de datos etiquetados con resultados muy prometedores. A parte de estos dos trabajos basados exclusivamente en técnicas provenientes de la lógica difusa, cabe destacar un último trabajo que hibrida estas últimas con técnicas de aprendizaje supervisado, en concreto, árboles de decisión. En [69], los autores proponen el uso de árboles de decisión difusos para automatizar el método de Tanner y col. (TW2)[71].

También en este primer grupo de propuestas, pero centrados en estimar la edad en subadultos, los enfoques automatizados que reproducen el método TW2 pueden clasificarse principalmente en función de si utilizan el procesamiento de imágenes o técnicas basadas en el conocimiento, y se puede encontrar un examen exhaustivo en [50]. La mayoría de los métodos basados en el procesamiento de imágenes se remontan a la década del 2000. Estos métodos utilizan radiografías de mano de personas vivas como fuente de conocimiento para el entrenamiento de clasificadores. En [69] se propone un clasificador para la evaluación de la madurez del esqueleto basado en computación con palabras. En [83] la propuesta se basa en un clasificador (una RNA) y en la salida de un filtro difuso. En [50], se utiliza un sistema de inferencia difusa para la evaluación de la edad.

Además de la AF, hay varias contribuciones en la estimación de la edad para aplicaciones tanto de medicina clínica como legal. En medicina legal, cuando faltan documentos de identificación de niños o adolescentes, como puede ser el caso en los procedimientos de solicitud de asilo o en las investigaciones penales. La estimación de la maduración

física se utiliza como aproximación para evaluar la edad cronológica desconocida. Los métodos radiológicos establecidos para estimar la edad desconocida en niños y adolescentes se basan en exámenes visuales de la osificación en imágenes de rayos X de la mano [9, 71]. La osificación se observa mejor en la mano debido al gran número de huesos evaluables que son visibles en las imágenes de rayos X, junto con el hecho de que el progreso del envejecimiento no es simultáneo para todos los huesos de la mano. A partir del nivel de osificación evaluado por el radiólogo, los métodos más comunes para la estimación de la maduración física de un individuo son el método GP [84] y el método TW3 [85]. El método GP es el enfoque utilizado por la mayoría de los radiólogos debido a su simplicidad y rapidez. Este método se basa en la comparación entre la imagen de rayos X de la mano y un atlas de mano y muñeca normales a varias edades cronológicas. La radiografía del paciente se compara con la imagen adecuada del atlas. El método TW2 analiza huesos específicos, en lugar de toda la mano como en el método GP. En particular, este método tiene en cuenta un conjunto de regiones de interés específicos divididos en regiones de epífisis/metáfisis y regiones del carpo.

Es en este marco en donde podemos encontrar a la mayoría de los pocos laboratorios con una composición y orientación multidisciplinaria que han desarrollado enfoques *end-to-end* basados en las técnicas de IA más recientes. De esta manera, y mediante el uso principal de *ConvNets*, han demostrado las grandísimas posibilidades de este paradigma para la estimación de la edad ósea.

Un primer grupo de publicaciones se han centrado en la estimación de la edad en sujetos subadultos partiendo de los fundamentos del método de GP en cuanto a la fuerte correlación entre los procesos de osificación de la mano y la edad cronológica [74, 76, 77, 86, 87].

En [86], los autores utilizaron una *ConvNet* sobre un total de 14.036 radiografías clínicas de mano y sus correspondientes informes, obtenidos de dos hospitales infantiles para entrenar y validar el modelo. Para el primer conjunto de pruebas, compuesto por 200 exámenes, se utilizó como norma de referencia la media de las estimaciones de edad ósea del informe clínico y tres revisores humanos adicionales. El rendimiento general del modelo se evaluó comparando el error cuadrático medio (RMS) y la desviación absoluta media (MAD) entre las estimaciones del modelo y las edades óseas estándar de referencia. Se comparó el RMS de un segundo conjunto de pruebas compuesto por 1.377 exámenes provenientes del Atlas Digital de la Mano de GP – [88, 89] con los informes publicados de un modelo automático existente [90]. La diferencia media entre las estimaciones de edad ósea del modelo y las de los revisores

fue de 0 años, con una media de RMS y MAD de 0,63 y 0,50 años, respectivamente. Las estimaciones del modelo, el informe clínico y los tres revisores estuvieron dentro de los límites del 95% de acuerdo. El RMS para el conjunto de datos del Atlas de la Mano Digital fue de 0,73 años, en comparación con los 0,61 años de un modelo informado anteriormente.

En [74], los autores utilizaron una técnica de DL basada en el método GP para desarrollar un sistema de software automático para la determinación de la edad ósea. Utilizando ese programa informático, estimaron la edad ósea a partir de radiografías de la mano izquierda de 200 pacientes (de 3 a 17 años de edad) utilizando la edad ósea de primer rango (sólo el programa informático), la edad ósea asistida por ordenador (dos radiólogos con asistencia de programa informático) y la edad ósea asistida por el atlas GP (dos radiólogos con la ayuda del atlas del GP). La edad ósea de referencia fue determinada por el consenso de dos radiólogos experimentados. Las edades óseas de primer rango determinadas por el sistema de software automático mostraron un 69,5% de tasa de concordancia y correlaciones significativas con la edad ósea de referencia ( $r = 0,992$ ;  $p < 0,001$ ). Las tasas de concordancia también aumentaron con el uso del software automático para ambos revisores (una mejora de alrededor del 8,0% respecto a los resultados guiados por el atlas GP) y el tiempo de evaluación de las imágenes de rayos X requerido por los radiólogos se redujo entre el 18,0% y el 40,0%. Sus resultados sugirieron que el sistema de software automático mostraba de forma fiable estimaciones precisas de la edad ósea, y parecía mejorar la eficiencia al reducir los tiempos de evaluación sin comprometer la precisión del diagnóstico.

En [76], los autores crearon un sistema DL para detectar y segmentar automáticamente la mano y la muñeca. Realizan una evaluación automatizada de la edad ósea con una *ConvNet* entrenada sobre un conjunto de 4.278 radiografías de mujeres y 4.047 de hombres (con una edad cronológica de 5 a 18 años). Las imágenes fueron etiquetadas por edad esquelética, y generan informes radiológicos estructurados con la decisión final de un radiólogo. Este sistema estandariza automáticamente todas las radiografías de mano de diferentes formatos, proveedores y calidad para ser utilizadas como un conjunto de datos de capacitación para la mejora del modelo en el futuro. Su modelo alcanza una precisión del 57,32% y 61,40% para las cohortes femeninas y masculinas, respectivamente. A las radiografías de prueba de las mujeres se les asignó una edad ósea en con un margen de error de 1 año en el 90,39% de los casos y con un margen de error de 2 años en el 98,11% de los casos. En el caso de los hombres, el porcentaje de radiografías a las que se le asignó una edad con un margen de error dentro del año fue de un 94,18%, y del 99,0% para márgenes de error de dos años.

En [87], se presenta una forma de utilizar la DL para la estimación de la edad a partir de las imágenes de rayos X de la mano de un sujeto, empleando un conjunto de puntos de características en la mano. Estos puntos deben definirse para que sirvan de referencia para centrarse en una determinada región que sea informativa en cuanto a los cambios morfológicos inducidos por el desarrollo esquelético. Obtuvieron un error absoluto medio (MAE) de 18,9 meses sobre un conjunto de test de 200 radiografías (el modelo lo entrenaron con otro conjunto distinto formado por 400).

Lo más común en el ámbito del DL es utilizar una RNA profunda diseñada y pre-entrenada (sobre un conjunto de cientos de miles de imágenes a millones) para un problema similar y, tras una fase de entrenamiento sobre imágenes del problema a resolver (en este caso radiografías de la mano y edad cronológica), medir la precisión de la red sobre un conjunto de imágenes de test del problema concreto. Este ha sido el enfoque seguido en los trabajos revisados anteriormente. Sin embargo, Mutasa y col.[77], desarrollaron su propia arquitectura de RNA profunda y la entrenaron de cero sobre 10.289 radiografías de diferente edad esquelética (0 a 15 años, mitad niños y mitad niñas). Sus buenos resultados, con un MAE sobre el conjunto de test de 0,536, apoyan la hipótesis de que las RNAs profundas entrenadas expresamente para esta tarea proporcionan un mejor rendimiento frente a redes pre-entrenadas en problemas relacionados.

La aparición y proliferación de *ConvNets* utilizando radiografías de la mano ha facilitado nuevas aplicaciones a la evaluación de la edad utilizando otros huesos. Spampinato y col. [91] propusieron y probaron varios enfoques de DL. En particular, emplearon varios *ConvNets* pre-entrenados existentes para evaluar automáticamente la edad ósea del esqueleto, basados en el método TW2 y utilizando un conjunto de datos de unas 1.400 imágenes de rayos X. Los resultados mostraron una discrepancia media entre la evaluación manual y la automática de unos 0,8 años. También diseñaron y entrenaron desde cero un *ConvNet* personalizada, que demostró ser la solución más eficaz y robusta para evaluar la edad ósea en todos los grupos étnicos, rangos de edad y género. Además, este fue el primer trabajo de evaluación automatizada de la edad ósea esquelética probado en un conjunto de datos públicos.

A parte de la sínfisis púbica, la apófisis de la cresta ilíaca constituye una excelente estructura ósea para la aplicación de métodos de estimación de la edad en vivos, en particular para determinar los umbrales de edad de 14, 16 y 18 años. Por esta razón, Li y col. [78], desarrollaron un sistema de DL utilizando técnicas de aprendizaje por transferencia para realizar una estimación automática de la edad ósea basada

en 1.875 imágenes radiológicas pélvicas clínicas, particularmente para individuos de entre 10 y 25 años de edad. Puede manejar todos los casos posibles de evaluación automatizada de la edad ósea esquelética, incluso para muestras de individuos de 19, 20 y 21 años de edad. Sin embargo, puede no ser práctico para determinar las edades superiores a 22 años debido al poco cambio en la puntuación media de la osificación. En comparación con el modelo de regresión cúbica existente, su modelo *ConvNet* logra un mejor rendimiento medio (MAE= 0,89 y RMSE= 1,21), pero estos resultados son ligeramente peores a los estudios previos con arquitecturas DL basadas en imágenes de rayos X de la mano izquierda, en las que los valores MAE oscilan entre 0,54 y 0,80 años [74, 77, 86, 91]. Sin embargo, aunque su análisis estadístico indica una alta correlación positiva entre la edad estimada y la real ( $r= 0,916$ ;  $p < 0,05$ ), este número es menos exacto que los métodos de imágenes radiográficas de mano ( $r= 0,992$ ;  $p < 0,001$ ).

Por otra parte, como alternativa a los métodos de estimación de la edad basados en imágenes de rayos X, la investigación en la estimación de la edad mediante RM a ha ganado un enorme interés en los últimos años. El interés en desarrollar métodos automáticos basados en la RM para la estimación de la edad tiene su origen en los problemas de la exposición a las radiaciones ionizantes, la necesidad de definir nuevos sistemas de estadificación específicos de la RM y la influencia subjetiva del examinador [73]. En [70], los autores utilizaron una técnica de AA denominada *Random Forest* para hacer una regresión de la edad cronológica a partir de las características de intensidad de las resonancias de los huesos de la mano de 11 sujetos adolescentes. Un árbol de decisión que excluía la información del metacarpo y la falange de los sujetos de más edad sirvió como estrategia de fusión heurística para la estimación de la edad. En [92], se exploró nuevamente de las técnicas de *Random Forest* para la fusión de información, permitiéndole decidir internamente de qué huesos aprender la edad cronológica de un sujeto. Así, trataron el desarrollo esquelético como un proceso de desarrollo global sin necesidad de esquemas de fusión heurística, como en [70], o de funciones no lineales predefinidas, como en [71] o [90].

Al igual que explicamos anteriormente en el caso de radiografías, la tendencia actual en el área del AA a partir de imágenes ha pasado de ser la de extraer características y usar un clasificador para relacionar esas características con la clase de la imagen, a un enfoque con un único elemento, el uso de DL, capaces de hacer ambas tareas. Siguiendo este nuevo paradigma, los autores de [92] propusieron una arquitectura *ConvNet* para combinar la información sobre la edad de los huesos individuales de forma automática, dejando que la arquitectura aprendiera directamente las características más relevantes para la estimación de la edad.

Más recientemente, en [73] los autores presentan una solución para la estimación automática de la edad a partir de RMs de la mano. Los autores evalúan diferentes métodos de AA, como *Random Forest* y *ConvNets*, con diferentes variantes de la información de la imagen utilizada como entrada para el aprendizaje. Entrenados sobre un conjunto de datos de 328 imágenes de RM, comparan el rendimiento de las diferentes estrategias de entrada y demuestran resultados sin precedentes logrando la precisión más avanzada en comparación con los métodos anteriores basados en RMs. Para estimar la edad biológica, obtienen un MAE de  $0,37 \pm 0,51$  (desviación estándar) años para el rango de edad de los sujetos  $\leq 18$  años, es decir, donde la osificación ósea aún no se ha saturado. Por último, adaptaron su método más eficaz a las imágenes en 2D y lo aplicaron a un conjunto de datos de imágenes de rayos X para validar sus hallazgos, lo que demuestra que su método está en consonancia con los métodos más avanzados desarrollados específicamente para los datos de rayos X.

### 3.2. Enfoques basados en inteligencia artificial para el análisis de patologías y traumatología

En los últimos años, el éxito del DL para clasificar imágenes ha suscitado un gran interés en su aplicación al análisis de imágenes médicas en varios campos, entre ellos la detección de cáncer de piel[14], la retinopatía diabética[93], las lesiones mamográficas[94] o la detección y clasificación de nódulos pulmonares [95]. Sin embargo, un ejemplo de patología de gran interés, pero también poco frecuente, son las lesiones óseas (Franchi, 2012). Hasta donde sabemos, sólo hay unos pocos trabajos en el campo de la ortopedia relacionados con la aplicación de DL para detectar lesiones o patologías óseas en las imágenes de rayos X.

Olczack y col. [96] extrajeron 256.000 radiografías de muñecas, manos y tobillos del Hospital de Danderyd y las etiquetaron en base a las siguientes 4 clases: la presencia o no de fracturas, lateralidad izquierda o derecha, parte del cuerpo (tobillo, muñeca y mano, esta última también tenía subgrupos de escafoides, pulgar o dedo) y vista de examen (anteroposterior/frontal, lateral, oblicua, y, en el caso de los escafoides, proximal, distal, cubital y radial). Luego, evaluaron la precisión diagnóstica de 5 RNAs profundas. Todas las redes mostraron una precisión de al menos el 90% al identificar la lateralidad, la parte del cuerpo y la vista del examen. La precisión final a la hora de identificar las fracturas se estimó en un 83% para la red de mejor rendimiento. La red se comportó de manera similar a dos cirujanos ortopédicos muy experimentados cuando se les presentaron imágenes con la misma resolución que la red.

Chung y col.[97] evaluaron la capacidad de las técnicas de IA (*ConvNet*) para detectar y clasificar las fracturas proximales de húmero utilizando radiografías anteroposteriores de hombro. El conjunto de datos evaluados estaba compuesto por 1.891 imágenes (1 imagen por persona) de hombros normales ( $n = 515$ ) y 4 tipos de fracturas proximales de húmero (tuberosidad mayor, 346; cuello quirúrgico, 514; 3 partes, 269; 4 partes, 247) clasificadas por 3 especialistas. La precisión de la *ConvNet* se comparó con las opiniones de 28 médicos generales, 11 ortopedistas generales y 19 ortopedistas especializados en el hombro para detectar y clasificar las fracturas proximales de húmero. Sus resultados mostraron una precisión del 96%, para distinguir los hombros normales de las fracturas proximales de húmero, y una precisión del 65-86% para clasificar el tipo de fractura.

En[98], los autores abordan el problema de la clasificación de las lesiones óseas a partir de imágenes de rayos X. Como ocurre en la mayoría de los trabajos basados en DL, es necesario hacer un aumento artificial del conjunto de datos de entrenamiento, pues los pocos cientos o miles de imágenes de las que se disponen suelen ser insuficientes para que la red sea capaz de generalizar adecuadamente. Este aumento de dato suele implicar una tarea sencilla de generación de miles de imágenes nuevas, rotando, haciendo zoom o añadiéndole ruido a las imágenes originales. En este caso, los autores proponen un enfoque de aumento de los datos basado en una red adversarial generativa (un tipo de RNA profunda que es capaz de crear imágenes sintéticas con un gran parecido a imágenes reales) consistente en ciclos que sintetiza las lesiones óseas en imágenes sin patología. Plantean la tarea generativa como un problema de traducción de imágenes que optimizan específicamente para los distintos huesos (húmero, tibia y fémur). En los resultados experimentales, confirman que el método descrito mitiga el problema de desbalanceo de clases en la tarea de clasificación binaria de detección de lesiones óseas. Demuestran que los conjuntos de entrenamiento aumentados permiten el entrenamiento de clasificadores que logran una mayor precisión. Además, demuestran la viabilidad de transferir el aprendizaje y aplicar un modelo generativo que fue entrenado en una parte del cuerpo a otra. Los resultados de su mejor modelo en cuanto a sensibilidad y especificidad son de 0,84 y 0,80 en el caso del húmero, 0,75 y 0,46 en el caso de la tibia y de 0,66 y 0,67 en el caso del fémur.

### 3.3. Enfoques basados en inteligencia artificial para la Radiología Comparativa.

La RC implica la comparación directa de radiografías AM, adquiridas con fines clínicos, con radiografías PM, adquiridas específicamente para la identificación. Ambas

radiografías se evalúan visualmente para comprobar la similitud de las formas y densidades óseas, a fin de determinar si representan a un mismo sujeto[99]. Los huesos más comunes y valiosos para individualizar son los dientes, los huesos frontales del cráneo, las vértebras y las clavículas, aunque la identificación basada en los dientes es la técnica más empleada y discriminatoria. Además, las imágenes AM y PM más comúnmente empleadas con la técnica de RC [100102] incluyen radiografías, TACs y modelos de superficie tridimensionales.

Los enfoques metodológicos para realizar la identificación basada en RC se dividen en tres grupos según la dimensionalidad de los datos empleados: 2D-2D (radiografía-radiografía), 2D-3D (radiografía-TAC o modelos 3D de superficie) y 3D-3D (TAC-TAC o modelo 3D). Cuanto mayor sea la dimensionalidad, mayor será la precisión y la solidez de los métodos. Dentro de cada uno de estos grupos, los métodos pueden clasificarse además en enfoques manuales y enfoques semiautomáticos. En esta sección nos centraremos en los métodos semiautomáticos, aquellos en los que algunas tareas del proceso de identificación se automatizan mediante algunas de las técnicas basadas en la IA ya mencionadas.

### 3.3.1. Enfoques 2D-2D para Radiografía Comparativa.

Dentro de la RC, la comparación de radiografías AM y PM es el enfoque más extendido. A fin de destacar la aplicabilidad de la identificación forense basada en la RC, es importante señalar que las imágenes de rayos X representan la modalidad de imágenes médicas más comúnmente empleada[103]. En particular, las radiografías de tórax (CXR) son el examen radiológico más comúnmente realizado en todo el mundo [104] porque pueden producir imágenes del corazón, los pulmones, las vías respiratorias, la sangre, los vasos, la columna vertebral y el tórax [105], así como por su capacidad de diagnóstico y potencial de tratamiento [104, 106]. Para cuantificar la importancia del análisis de CXR, es importante observar que el Servicio Nacional de Salud del Reino Unido realizó 2,02 millones de CXR en 2015/16[107], y que sólo en los Estados Unidos se adquieren anualmente 150 millones de CXR [13].

Existen varios trabajos que comparan de forma semiautomática diferentes estructuras esqueléticas entre radiografías AM y PM. Estas estructuras esqueléticas incluyen los senos frontales [108, 109], la bóveda craneal [110] y los dientes [111, 112]. Estos métodos se basan en la comparación de las siluetas de las estructuras esqueléticas mediante técnicas de morfometría geométrica. En concreto, utilizan la elíptica de Fourier "[113] para comparar automáticamente las siluetas AM y PM obteniendo una lista

de las coincidencias PM más probables para cada AM.

La segmentación de las estructuras esqueléticas (marcado de la silueta) en las radiografías AM y PM es necesaria en todos estos métodos y se realiza de forma manual. No obstante, existen algunos enfoques computacionales que automatizan parte de este proceso mediante métodos ad-hoc basados en reglas, como el algoritmo automático de segmentación de los senos frontales presentado en[114].

Otros enfoques no requieren la etapa de segmentación de la imagen, ya que se realizan a través de la comparación directa de las intensidades, como es el caso del sistema CADI [115] para la comparación de vértebras. Sin embargo, este último enfoque se ve afectado por el tiempo transcurrido entre la adquisición de las radiografías AM y PM, y el consiguiente cambio en las intensidades de las estructuras esqueléticas. El sistema CADI reduce su impacto mediante la selección manual de una región de interés alrededor de cada vértebra, la ecualización de los píxeles dentro de estas áreas (por ejemplo, con un filtro de ecualización de histograma) y, por último, la comparación de las vértebras AM y PM utilizando la métrica de similitud Jaccard.

### 3.3.2. Enfoques 3D-2D para Radiografía Comparativa.

En el enfoque manual, la metodología de comparación requiere la adquisición de radiografías PM tratando de reproducir los parámetros de adquisición de la radiografía AM, ya sea directamente sobre el cadáver con un dispositivo de adquisición de radiografías [116], o simuladas a partir de un TAC [101, 117, 118]. La adquisición de estas radiografías es una tarea subjetiva que requiere mucho tiempo y es propensa a errores.

Sin embargo, hay sólo unos pocos enfoques automáticos para la comparación de radiografías AM e imágenes 3D [99, 119, 120]. Estos enfoques se basan en el uso de escáneres láser para la adquisición de modelos 3D de la superficie de las estructuras esqueléticas de interés. En particular, las clavículas en [99, 120], y las rótulas en [119]. En ambos casos siguen un procedimiento en el que se obtiene un conjunto de imágenes 2D a partir de proyecciones de estos modelos de superficie 3D mediante la rotación de este en unos ángulos predeterminados. Estas proyecciones 2D sólo contienen la silueta de la estructura esquelética objetivo. Finalmente, este conjunto de proyecciones PM se compara automáticamente con la silueta segmentada manualmente de la estructura esquelética en las radiografías AM utilizando descriptores de la Elíptica de Fourier. La mayor limitación de estos métodos radica en el conjunto de proyecciones 2D predefinidas, y la presunción de que los parámetros que modulan las distorsiones de perspectiva son conocidas.

Por otra parte, [121], desarrollaron un método de RI mediante AE capaz de resolver con éxito este problema. Los datos AM son radiografías clínicas (imágenes 2D) de un hueso determinado que deben compararse con el hueso PM real (un modelo 3D). Los prometedores resultados obtenidos los llevaron a diseñar recientemente una metodología para automatizar totalmente el proceso de identificación mediante RC (véase la figura 9). Este método se probó con TACS y radiografías simuladas en senos frontales, clavículas y rótulas obteniendo una alta precisión. El promedio de error de superposición en los casos positivos sintéticos es inferior al 2% de los píxeles de la silueta según la métrica DICE. Los peores resultados los obtuvieron con las rótulas debido a la menor singularidad de la región visible con un error promedio de 0,761 mm y 1,5% de píxeles mal superpuestos según las métricas mRPD y DICE, respectivamente. El error medio de registrado para la clavícula fue de 0,055 mm y 0,2% de píxeles mal superpuestos. Los mejores resultados se obtuvieron con los senos frontales, con un error promedio de 0,028 mm y 0,2% de píxeles mal superpuestos. Además, llevaron a cabo dos estudios para medir la capacidad discriminatoria del método de RI desarrollado (sin ningún tipo de análisis posterior, solo basándose en el error de solapamiento). En el primer experimento, en el que se usaron 10 radiografías simuladas contra 10 TACs de cabeza, los casos positivos siempre se clasificaron en primer lugar en el ranking resultante de ordenar cada proyección AM contra todos los modelos 3D PM según la métrica del DICE. Sin embargo, en un segundo experimento usando 10 radiografías reales, el porcentaje de casos positivos en la primera posición del ranking bajó a un 58%. Esto se debe principalmente a la baja visibilidad de los senos frontales en cinco de las diez radiografías AM que no obtienen la primera posición en el

ranking. Al respecto, los autores concluyen que un protocolo para la segmentación de la región de hueso/cavidad y oclusión podría ayudar a mejorar los resultados de los casos con baja visibilidad.

Además de la dependencia de un buen marcado de los contornos, el método mostró los siguientes inconvenientes: 1) ninguna de las proyecciones proyectivas consideradas reproducía la distorsión de perspectiva de las radiografías en las que el generador de rayos X no era perpendicular al receptor de la imagen (por ejemplo, radiografías de senos frontales obtenidas mediante el protocolo Waters [122]); 2) la robustez del AE empleado, *Diferential Evolution*, especialmente con clavículas y rótulas, que en algunas ejecuciones da como resultado malas superposiciones debido a su naturaleza estocástica y al espacio de búsqueda altamente multimodal aboradado; y 3) la gran cantidad de tiempo necesario para obtener una superposición (1.800 segundos en promedio). Estos tres inconvenientes han sido abordados recientemente por los autores, que presentaron un nuevo algoritmo en el último congreso de la AEAOF[123].

Por último, el mismo grupo de investigadores abordó el problema de la segmentación de múltiples órganos (corazones, pulmones y clavículas) en imágenes de rayos X de tórax utilizando ConvNets [27]. En este ámbito han propuesto varias arquitecturas profundas, logrando situar su algoritmo como el estado del arte en segmentación de clavículas en radiografías de tórax, con errores de 0,0884, 0,939 y 18,022 para el índice Jaccard, el índice de similitud DICE y las métricas de distancia de Hausdorff, respectivamente. La precisión de este enfoque automático es muy similar a la de expertos radiólogos.

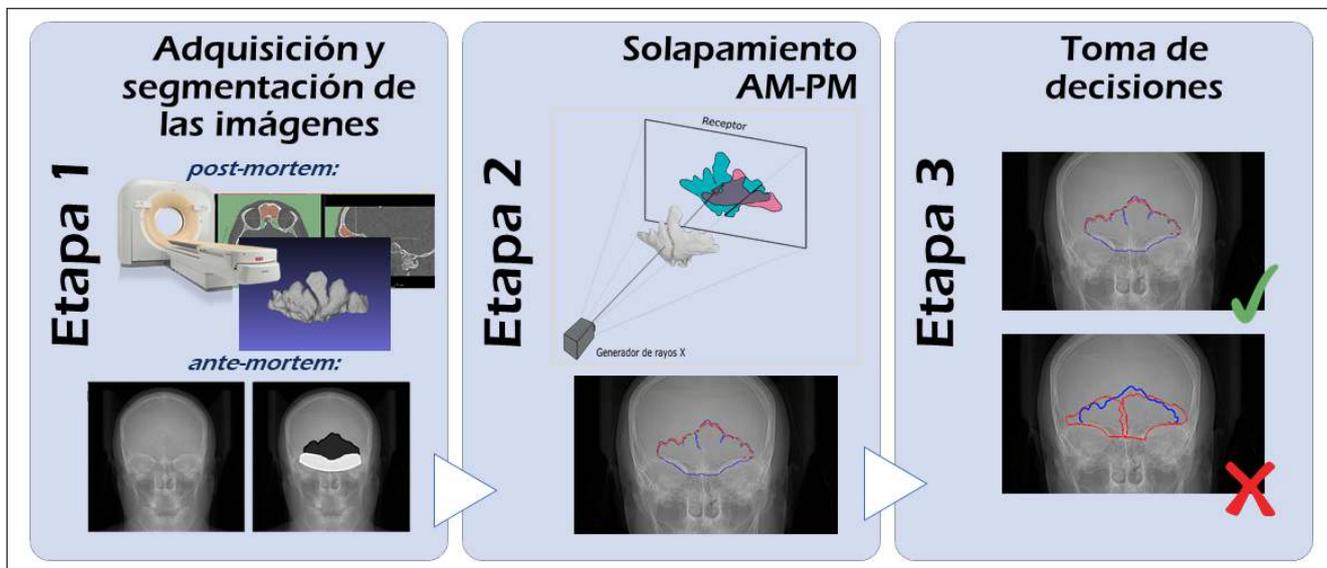


Figura 9: División del proceso de identificación forense mediante RC en tres etapas [121].

### 3.3.3. Enfoques 3D-3D para Radiografía Comparativa.

El enfoque de comparación TAC-TAC es el más preciso y fiable y no tiene ninguna de las limitaciones anteriores ya que las formas 3D pueden ser comparadas directamente [124127]. Así pues, cuando se dispone de TACs AM y PM, este enfoque se recomienda sobre los dos últimos debido a su mayor fiabilidad y potencial forense [128].

En los enfoques manuales (aunque apoyados en software), la identificación se realiza a través de la comparación visual de sus formas 3D, evitando oclusiones o distorsiones de perspectiva, o a través de mediciones antropológicas, donde las distancias pueden ser comparadas directamente ya que los TACs mantienen las unidades físicas originales. De hecho, en [129] se estudiaron 15 medidas en TACs de cabeza de 119 cadáveres coreanos. Se observó que el volumen total de los senos frontales, algunas características no métricas y el índice de asimetría bilateral en los hombres diferían significativamente de los de las mujeres ( $p < 0,05$ ). Con una combinación de estas medidas fueron capaces de identificar un 98% de los individuos.

Se han propuesto algunos enfoques computarizados para la comparación de los datos tridimensionales AM y PM de diferentes estructuras esqueléticas como dientes [130, 131], senos frontales [132], o vértebras lumbares [133]. La segmentación de las estructuras esqueléticas tridimensionales tanto en los TAC AM como PM (aunque los datos PM podrían adquirirse alternativamente con un escáner láser 3D), su registro (superposición) automático y la medición de la calidad de la coincidencia son necesarios para la aplicación de estos métodos. Sin embargo, la disponibilidad de datos AM tridimensionales (como los TACs) es escasa en comparación con el número de radiografías AM disponibles, lo que reduce considerablemente su aplicabilidad.

En [132], treinta sujetos que se sometieron a dos TACs maxilofaciales (intervalo: 1 mes a 5 años) fueron seleccionados de una base de datos del hospital. Los senos frontales se segmentaron automáticamente mediante el software de código abierto ITK-SNAP y los modelos tridimensionales pertenecientes al mismo paciente se superpusieron automáticamente de acuerdo con la menor diferencia punto a punto entre las dos superficies. Doscientos pacientes fueron seleccionados al azar de la misma base de datos y sometidos al mismo procedimiento para realizar 200 superposiciones de senos frontales pertenecientes a individuos diferentes, divididos por igual entre hombres y mujeres (casos negativos). Se evaluaron las diferencias estadísticamente significativas del error cuadrático medio (RMS) punto a punto entre el grupo de casos positivos, por un lado, y el de negativos por otro, así como las posibles diferencias según el sexo. En el grupo de

casos positivos, el RMS osciló entre 0,07 y 0,96 mm (RMS medio  $0,35 \pm 0,23$  mm), mientras que, en el grupo de casos negativos, osciló entre 0,96 y 10,29 mm (RMS medio  $2,59 \pm 1,79$  mm), con una diferencia estadísticamente significativa ( $p < 0,0001$ ).

En [133], el objetivo era documentar la eficacia de la comparación parte a parte de los modelos 3D de la columna lumbar obtenidos mediante TACs en la identificación forense. Este estudio pretendía proporcionar una nueva técnica de identificación positiva cuantificable (a través de una coincidencia porcentual) que cumpliera los requisitos explícitos de la sentencia Daubert y los retos establecidos en el informe de la NAS de 2009. Se compararon los modelos AM y PM simulado PM de las vértebras lumbares (L1-L5) de 30 individuos mediante análisis de comparación de partes. Un umbral de  $\pm 0,5$  mm, con al menos un 90% de coincidencia, se consideró una identificación positiva. Usando este umbral, los resultados de la comparación de partes tuvieron una tasa de identificación perfecta sin falsos positivos ni negativos. Se generó una curva ROC con una puntuación de 1, lo que significa una sensibilidad y especificidad "perfectas", con un valor de corte de 65,5%. En promedio, las identificaciones positivas tuvieron una coincidencia del 94,7% dentro del umbral establecido, mientras que las identificaciones negativas tuvieron un promedio del 21,4%. Al observar el impacto de los diferentes componentes del perfil biológico, la edad y el sexo del individuo desconocido desempeñaron un papel mínimo en el porcentaje de coincidencia tanto para una identificación positiva como para una negativa.

### 3.4. Enfoques basados en inteligencia artificial para la Superposición Craneofacial.

La SCF es probablemente el método de identificación más desafiante de todos los basados en el estudio del esqueleto [134, 135]. Implica la superposición de una imagen de un cráneo con una serie de imágenes de la cara AM de un individuo y el análisis de su correspondencia morfológica. Este proceso de solapamiento cráneo-cara (SCC) se realiza normalmente mediante los correspondientes puntos de referencia anatómicos (antropométricos) situados en el cráneo (craneométricos) y en la cara (cefalométricos). Así, a diferencia de la RC, se comparan dos objetos de distinta naturaleza (una cara y un cráneo). LA SCF se ha utilizado durante un siglo, pero no es una técnica madura y plenamente aceptada debido a la ausencia de enfoques científicos sólidos, estudios de fiabilidad significativos y normas internacionales. Por otra parte, esta técnica se emplea ampliamente en los países en desarrollo porque su aplicación es poco costosa y los únicos datos AM requeridos son una o más fotografías del rostro.

En los estudios exhaustivos más recientes del campo de la SCF se diferencian tres etapas consecutivas (véase la figura 10) –[23, 136]: 1) la adquisición y el procesamiento de los materiales, es decir, el cráneo (o modelo 3D del cráneo) y las fotografías faciales AM con la correspondiente ubicación de landmarks antropométricos en ambos; 2) el proceso de SCC, que se ocupa de lograr el mejor solapamiento posible del cráneo sobre una sola fotografía AM de la persona desaparecida. Este proceso se repite para cada fotografía disponible, obteniéndose diferentes SCCs; 3) la toma de

decisiones que evalúan el grado de apoyo de que cráneo y cara correspondan a la misma persona o no (exclusión) basándose en los anteriores SCCs. En esta decisión influye la correlación morfológica entre el cráneo y la cara, la coincidencia entre los puntos antropométricos correspondientes considerando el grosor del tejido blando existente entre estos y la coherencia entre las asimetrías. Estos criterios pueden variar según la región anatómica y la pose de la cara en la fotografía[137].

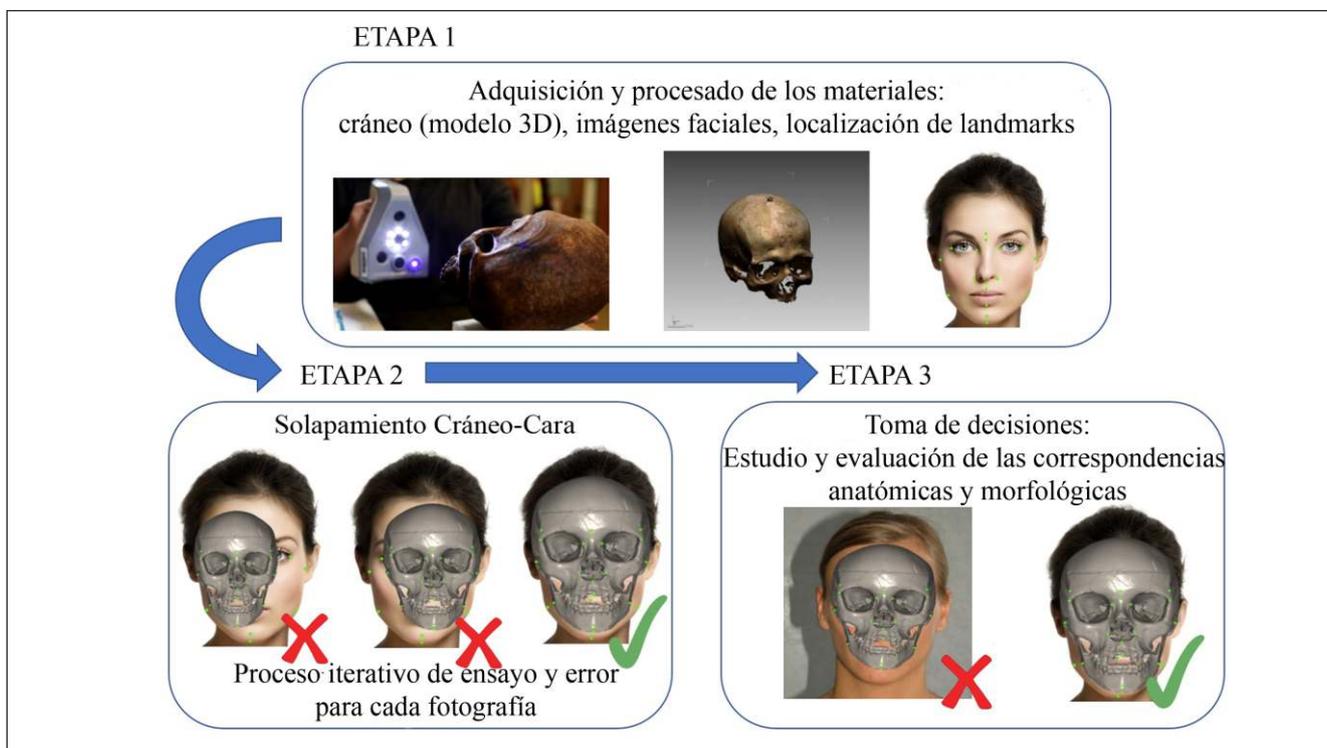


Figura 10: etapas en el proceso de identificación forense mediante SCF.

En las siguientes subsecciones se examinan los principales enfoques de SCF asistida por ordenador existentes para cada una de las tres etapas, haciendo hincapié en los métodos automáticos desarrollados en los últimos diez años.

### 3.4.1. Adquisición y procesamiento de los materiales.

Los sistemas computarizados desarrollados para la primera etapa de la SCF están relacionados con los procedimientos de mejora de la calidad de las imágenes de la cara y del cráneo. Mientras que el formato de los datos AM se limitan a fotografías (digitales o impresas), las posibilidades en cuanto

al cráneo van desde fotografías a modelos 3D (lo más frecuente en la actualidad), pasando por la grabación del mismo mediante una videocámara. Con el uso de dispositivos de escaneo, como los escáneres láser, el antropólogo forense puede obtener un modelo 3D del cráneo con una precisión inferior a un milímetro en un tiempo razonable [138]. El uso de un modelo 3D en lugar de una imagen 2D del cráneo es más recomendable, porque es una representación más precisa y completa del cráneo. De hecho, el uso de modelos 3D en antropología es ya hoy en día algo bastante común y que ha demostrado ser un soporte más informativo "[139]. En el campo biomédico, las imágenes de exploración por TAC son los datos de partida para reconstruir el cráneo[140, 141].

Desde la primera propuesta que utilizaba un modelo tridimensional del cráneo para abordar el problema de SCF [142], el software de reconstrucción de imágenes 3D se convirtió en una necesidad real, dando lugar a una serie de trabajos centrados específicamente en la reconstrucción 3D de un cráneo completo a partir de varias imágenes adquiridas mediante escáneres láser [143,145]. La tecnología actual, es decir, los actuales dispositivos de adquisición en 3D y el software correspondiente, resuelven automáticamente la alineación de las diferentes vistas de adquisición sin necesidad de plataformas giratorias o cualquier otro dispositivo adicional. Relacionado con la adquisición de modelos 3D del cráneo, en [146] los autores propusieron un nuevo algoritmo para abordar el problema de la simplificación de la malla (estructura matemática que almacena la información del modelo 3D), permitiendo generar diferentes modelos considerando dos objetivos en conflicto, la precisión del modelo y la simplicidad (y tamaño en disco).

Por otro lado, esta etapa también engloba las tareas de marcado de landmarks cefalométricos y craneométricos. Un problema muy similar al primero, la localización de landmarks faciales en fotografías, ha sido ampliamente abordado en la comunidad de VA, y más recientemente, con técnicas de DL [147]. Estas últimas son capaces de automatizar totalmente el proceso, con una precisión similar a la de un experto, incluso en fotografías “in the wild”, es decir, fotografías totalmente realistas, sin ningún tipo de restricción en cuanto pose, iluminación, oclusiones, etc. Sin embargo, los conjuntos de landmarks que se han utilizado en estos trabajos no son los mismos que se utilizan en AF, y solo podemos encontrar una única publicación que se centre en la localización automática de landmarks cefalométricos en fotografías [148] (hay varias en radiografías [149, 150]). En [148] los autores usan técnicas de VA y AA, sobre un conjunto de 1000 fotos y el marcado manual de los landmarks en estas por parte de un experto, para detectar un total de 28 landmarks cefalométricos. La metodología propuesta logra un error de distancia media normalizada (en píxeles) de 0,014, similar a la dispersión media entre expertos (0,009). El principal inconveniente de este método es que está diseñado para imágenes frontales que cumplan el estándar ICAO 9303 [151] (el mismo estándar que se usa para la adquisición de fotografías para el DNI). Además, en el caso de los Gonion, Zygion, Nasion y Glabella, el landmark localizado no es el estándar y los autores dan una definición propia.

### 3.4.2. Solapamiento cráneo-cara.

La automatización de la etapa de solapamiento cráneo-cara ha recabado el interés de un grupo muy reducido de investigadores, destacando entre todos, por el volumen de

publicaciones y el avance que estas representan, el grupo de investigación *Soft Computing and Intelligent Information Systems* (SOCCER) de la Universidad de Granada. Del análisis de la literatura no queda duda que la forma más natural de tratar el problema de SCF es replicar el escenario original de la fotografía AM en la que la persona viva estaba en una determinada pose en algún lugar dentro del campo de visión de la cámara. Por lo tanto, el objetivo de estos métodos asistidos por el ordenador es replicar en un cráneo la pose y el resto de los parámetros de adquisición de una fotografía facial dada. El escenario descrito es muy similar a un problema de Visión por Computador, replicar la pose de un objeto 3D a partir de una foto basada en algunos puntos de referencia. Técnicamente, se nos dan  $n$  puntos que tienen posiciones 3D  $a_1, \dots, a_n$  y posiciones 2D objetivo  $b_1, \dots, b_n$ . El objetivo es encontrar una proyección  $P$  que minimice la distancia entre cada par de puntos  $P(a_i) - b_i$ . Este problema se denomina calibración de la cámara, y es análogo al problema de RIs explicado en la sección 2 de este trabajo [152].

El primer enfoque asistido por computador para la tarea de SCC fue propuesto por [142]. En este trabajo se utilizan un conjunto de landmarks localizados en un modelo 3D del cráneo y sus homólogos en la fotografía para calcular la transformación de perspectiva (rotación, escalado, traslación y campo de visión) utilizando AEs. El siguiente trabajo que se centró en automatizar la tarea de SCC se publicó 10 años más tarde [153]. En este caso el enfoque es totalmente distinto pues por un lado la información que tenía en cuenta eran fotografías tanto del cráneo como de la cara. Por otro lado, hacía uso de una RNA para implementar una evaluación objetiva de la simetría entre dos imágenes 2D casi frontales (imagen del cráneo y la cara) que se guiaba nuevamente por dos conjuntos de landmarks homólogos.

Durante la última década la gran mayoría de propuestas provienen del grupo de investigación SOCCER y se centran en la utilización de AEs y conjuntos difusos [154,160]. Estos enfoques se basan en la superposición de un modelo 3D del cráneo sobre una fotografía facial, minimizando la distancia entre pares de landmarks craneométricos – cefalométricos mientras se modela tanto la imprecisión introducida por la localización de los mismos [161, 162] como la incertidumbre relativa a la cantidad del grosor de tejido blando entre estos [154]. Más recientemente, Valsecchi y col. [163] propusieron un novedoso algoritmo automático de SCC llamado POSEST-SFO. Los trabajos publicados hasta ese momento [154, 159] resolvieron el problema mediante un proceso de optimización iterativo y estocástico, en el que se evalúan múltiples soluciones en cada paso, que finalmente convergen en una solución de alta calidad. A diferencia de estos métodos, el algoritmo POSEST-SFO resuelve un sistema de ecuaciones polinómicas de manera determinística que relacionan las distancias entre los puntos antes y después de la proyección. Este último algoritmo se

probó en un conjunto de datos sintéticos compuesto por 9 CBCT de 9 sujetos diferentes y 60 fotografías simuladas, 30 laterales y 30 frontales (véase la figura 11), de cada uno de ellos, es decir, 540 SCCs. Este método es extraordinariamente rápido, pues proporciona resultados en 78 milisegundos frente a los 2-5 minutos que eran necesarios en los métodos precursores. En el escenario más realista, considerando la media del estudio estadístico de referencia [164] para el grosor del tejido blando y un error uniforme de  $\pm 5$  píxeles en la localización de los landmarks faciales, el error medio de cometido por POSEST\_SFO fue de 2,0 mm y 3,2 mm en las fotos frontales y laterales, respectivamente. Sin embargo, este algoritmo, contrariamente a publicaciones anteriores [154, 165], no aborda las fuentes de incertidumbre, es decir, la articulación de la mandíbula, la estimación del grosor de los tejidos blandos y el error o dispersión intra- e inter-experto en la localización de landmarks. Queda claro entonces que todavía hay un gran margen de mejora.

Figura 11: Dos escenarios simulados de SCC (usando modelos 3D adquiridos mediante un con-beam CT) que involucran a uno de los sujetos con una pose casi frontal y otra lateral. Las imágenes (a) y (c) muestran la solución ground-truth (GT) mientras que las imágenes (b) y (d) muestran los resultados proporcionados por el algoritmo POSEST-SFO.

### 3.4.3. Evaluación del solapamiento cráneo-cara y toma de decisiones.

En esta tercera etapa del proceso de SCF (véase la Figura 10), el experto forense tiene que tomar una decisión para determinar el grado de apoyo a que las fotografías de la cara y el modelo 3D del cráneo pertenezcan a la misma persona o no. Esta decisión se toma mediante el análisis de los SCC obtenidos en la etapa anterior sobre los que se analizan varios criterios que evalúan la correspondencia anatómica cráneo-cara. Diferentes autores han definido y clasificado estos criterios en cuatro familias diferentes:

- 1) Análisis de la consistencia de los contornos/curvas morfológicas óseas y faciales
- 2) Evaluación de la consistencia anatómica por relación posicional
- 3) Localización de líneas y comparación para analizar la consistencia anatómica
- 4) Evaluación de la consistencia del grosor de los tejidos blandos entre los landmarks craneales y faciales correspondientes.

Este proceso de evaluación es subjetivo y se basa en las habilidades del experto forense y en la cantidad y calidad de los materiales utilizados. Sin embargo, son pocos los trabajos que abordan la automatización del análisis de las correspondencias craneofaciales en el marco de la identificación por SCF [166, 167]. La mayor parte de la bibliografía existente se publicó hace más de 20 años y consisten en trabajos muy básicos y limitados. Además, no consideran el uso de modelos tridimensionales del cráneo o de técnicas informáticas para realizar el SCC. Además, la técnica empleada para el análisis de la forma implica una interacción manual, proporcionan un valor que no tiene en cuenta la relación espacial real entre el cráneo y la cara, ya que los métodos empleados son invariables a la traslación, la escala y la rotación. Por último, estos sistemas sólo aplican un único grupo de criterios para evaluar la correspondencia craneofacial, los de la primera familia, pues lo que hacen es extraer características matemáticas de los contornos, mediante la Elíptica de Fourier, para su posterior cuantificación y comparación.

Recientemente, en [168170], integrantes del grupo de investigación SOCCER, presentaron un sistema jerárquico para la automatización de la etapa de toma de decisiones, así como algoritmos de visión por computador para evaluar la consistencia anatómica en SCCs. Esto significa que a partir de una serie de SCCs de un mismo individuo el sistema de apoyo a la decisión (DSS, del inglés *Decision Support System*) proporciona al experto forense un valor de salida cuantitativo indicativo de la consistencia morfológica de un determinado problema de SCF. Este valor cuantitativo se basa en la utilización de varios criterios anatómicos relativos a la correspondencia cráneo-cara combinados en tres niveles diferentes por medio de funciones de agregación difusa: evaluación de criterios (nivel 3), evaluación de los SCCs (nivel 2) y evaluación de la SCF (nivel 1). Se modelaron las fuentes de incertidumbre y los grados de confianza que intervienen en el proceso (estado de conservación de los huesos y calidad del modelo 3D, calidad de la imagen, poder de discriminación de cada criterio individual, influencia dI PB) y se tuvieron en cuenta en cada nivel del sistema [169]. Con el fin de estudiar la precisión del sistema DSS, se utilizó sobre el mismo conjunto de datos experimentales de [22]. En ese estudio, se pidió a 26 participantes de 17 instituciones diferentes que se ocuparan de 14 escenarios de identificación, algunos de los cuales implicaban la comparación de múltiples candidatos y cráneos desconocidos. Se abordó un total de 60 problemas de SCF. El porcentaje de aciertos medio de los resultados de los 26 expertos, el de los tres mejores expertos y el del sistema DSS automático se muestran en el cuadro 3-1. Como puede observarse, el DSS diseñado puede considerarse el primer sistema automático para clasificar parejas de fotografías faciales y cráneos desconocidos como casos positivos o negativos con una precisión similar a la del mejor experto

forense [170]. Sin embargo, una de las principales conclusiones de este estudio fue que los resultados de identificación obtenidos usando el DSS podían verse fuertemente influenciados por la mala calidad de algunos de

los SCCs obtenidos también automáticamente (nótese que este estudio es anterior a la publicación del algoritmo de SCC automático POSEST-SFO del que hablamos en la anterior sección) por el método desarrollado en [154].

Método	Decisiones correctas	Ground Truth	Decisión		Decisión (%)	
			P	N	P	N
Media expertos	78.99%	P	100	90	52.63%	47.3%
		N	152	810	15.80%	84.20%
Mejor expert	93.33%	P	8	2	80.00%	20.00%
		N	2	48	4.00%	96.00%
2° mejor experto	88.14%	P	6	3	66.67%	33.33%
		N	4	46	8.00%	92.00%
3° mejor experto	86.21%	P	5	3	62.50%	37.50%
		N	5	45	10.00%	90.00%
Sistema automático	<b>90.00%</b>	P	6	4	<b>60.00%</b>	40.00%
		N	2	48	4.00%	<b>96.00%</b>

Tabla 1: La tabla muestra el valor medio de los resultados de los 26 expertos y los resultados de los tres mejores expertos según el estudio publicado en ". Además, añade una nueva fila que muestra el porcentaje de acierto del DSS automático. En la tabla se detallan, además del porcentaje de decisiones correctas, los falsos positivos y negativos, así como los verdaderos positivos y negativos. La columna Ground Truth contiene es indicativa de los casos verdaderos (o positivos, P) o falsos (o negativos, N) en cada fila.

Por último, en [171, 172] los autores propusieron un modelo de reconocimiento automatizado del cráneo sin necesidad de llevar a cabo un SCC. En este trabajo los autores utilizaron un conjunto de datos formado por 464 fotografías de personas fallecidas y el mismo número de fotografías de sus respectivos cráneos, para aprender un modelo matemático (aprendizaje semi-supervisado y no supervisados) que fuera capaz de relacionar una foto con su respectivo. Los resultados alcanzados posicionan a este enfoque como una alternativa prometedora para poder filtrar un número importante de posibles candidatos usando únicamente una foto frontal del cráneo.

#### 3.4.4. Enfoques 3D-3D asistidos por ordenador para la superposición craneofacial.

En los últimos años, algunos autores han propuesto un enfoque consistente en la comparación de modelos 3D tanto del cráneo como de la cara.

Duan et al. [173] propusieron un novedoso método de identificación basado en una medida de correlación morfológica entre el cráneo 3D y la cara 3D. El mapeado entre el cráneo y la cara se obtiene mediante el análisis de

correlación canónica. A diferencia de las técnicas existentes, este método no necesita la relación exacta entre el cráneo y la cara, y sólo mide la correlación entre ellos. A fin de medir la correlación entre el cráneo y la cara de manera más fiable y mejorar la capacidad de identificación del modelo de análisis de correlación, se adopta una estrategia de fusión de regiones. Los resultados experimentales validan el método propuesto y muestran que el método basado en la región aumenta significativamente la exactitud de la correlación. La tasa de reconocimiento correcta alcanza el 100% utilizando un conjunto de datos de TACs. Sin duda el mayor problema de este enfoque es su escasa aplicabilidad al requerir de un modelo 3D facial AM.

El método propuesto en [174] hace hincapié en el cumplimiento de dos parámetros importantes a la hora de hacer una superposición: (1) el mantenimiento del tamaño real de la imagen de la cara en relación con el tamaño del cráneo, y (2) la orientación del cráneo sobre una base antropológica utilizando puntos de características específicos. El método propuesto comienza por reconstruir el modelo facial tridimensional a partir de una imagen facial 2D dada utilizando un modelo elástico medio (modelo estadístico de una cara en 3D). Siguiendo una metodología de "leave-one-out" estudiaron la precisión del método de generación de un modelo 3D facial a partir de una foto sobre

la base de modelos faciales pública “USF 3D face database”, la cual contiene 102 individuos. El error cuadrático medio de los modelos 3D generados se situó cercano a los 4mm. A continuación, se lleva a cabo una etapa de registrado 3D-3D del modelo facial con el craneal considerando la línea de la mandíbula mediante la utilización un modelo de B-spline. El error de registrado se evalúa, mediante 6 métodos diferentes, para sugerir el grado en que el modelo facial 3D (obtenido a partir de una fotografía) se corresponde con el modelo 3D del cráneo. Con el error de registrado se calcula un índice de precisión entre 0 y 1, resultado de comparar todos los casos entre si y ordenar para cada uno de los casos en que posición queda el caso positivo. Usando un conjunto de 29 modelos 3D de cráneos (CTs) y comparando cada uno de ellos contra 131 fotografías (en realidad contra el modelo 3D que se genera a partir de cada una de estas), el índice de precisión alcanzó un valor medio de 0,8, o lo que es lo mismo, el método propuesto sitúa al candidato correcto en la posición 27 de media. De estos resultados, y a falta de un análisis estadístico más completo, se puede concluir que este método podría servir para filtrar un número indeterminado de casos y nunca para identificar.

### 3.5. Enfoques basados en inteligencia artificial para la Aproximación Facial.

La aproximación facial forense, también llamada reconstrucción facial, es una técnica de identificación de restos óseos desconocidos, o cadáveres encontrados en investigaciones penales, basada en la estimación de un rostro a partir de un cráneo con el fin de obtener información sobre la identidad de la persona fallecida. En [99] pueden distinguirse cuatro enfoques diferentes para llevar a cabo la estimación facial con diversas técnicas:

- 1) La representación bidimensional (2D) del rostro sobre una fotografía del cráneo[175178].
- 2) Escultura del rostro en arcilla o masilla sobre el cráneo o el moldeado del cráneo[179182].
- 3) Reconstrucción computarizada del rostro utilizando dispositivos de retroalimentación háptica y una exploración tridimensional del cráneo[183187].
- 4) Reconstrucción computarizada del rostro utilizando algoritmos de IA[188195].

Una característica común de todos estos enfoques es su dependencia de los estudios del grosor del tejido blando de la cara.

Dentro del cuarto y último grupo, en los últimos 10 años se han propuesto varios trabajos de automatización de esta técnica, que han dado lugar a métodos de aproximación facial completamente informatizados y en gran parte automatizados. En la mayoría de los casos se han servido de imágenes médicas, TACs, para desarrollar y entrenar los modelos mediante técnicas de AA –[192194, 196, 197].

Vandermulen y col. [194] presentaron un procedimiento totalmente automático para la reconstrucción craneofacial, utilizando una base de datos de TACs de la cabeza. Todas las imágenes de referencia se segmentan automáticamente en volúmenes de cabeza (encerrados por la superficie cutánea externa, la cara) y volúmenes de hueso/cráneo, ambos representados por un mapa de transformación de distancia (sDT). Los sDT del cráneo de referencia se deforman de forma no lineal al sDT del cráneo objetivo y esta misma deformación se aplica a todos los sDT de la cara de referencia. Se propone una combinación lineal de los sDTs de la cara de referencia deformados como la reconstrucción de la cara del sujeto objetivo. Los resultados sobre un conjunto de 20 casos mostraron la viabilidad de este enfoque. En primer lugar, es necesario eliminar de las imágenes el ruido añadido por la presencia de artefactos metálicos (principalmente en los dientes), ya que es posible que distorsionen las reconstrucciones hasta un grado inaceptable. En segundo lugar, el procedimiento de deformación debe examinarse más cuidadosamente, prestando atención, por una parte, a que la referencia se ajuste mejor al cráneo objetivo y, por otra, a que la extrapolación de la deformación se haga sin problemas. En tercer lugar, es necesario explorar otras combinaciones lineales además de la mera media. Por último, es necesario llevar a cabo un marco de validación cuantitativo más amplio para las reconstrucciones.

Tu y col. [198] propusieron la automatización del proceso de reconstrucción mediante un modelo generativo tridimensional de la cara construido a partir de una base de datos de TACs. La reconstrucción puede limitarse sobre la base de conocimientos previos como la edad y/o el peso. Para validar la precisión del método proponen métodos geométricos con los que comparan las reconstrucciones obtenidas con una galería de imágenes faciales. En primer lugar, se utilizan *Active Shape Models* (una técnica de visión por computador que consiste en definir mediante un conjunto de puntos la forma media y la variabilidad estadística de un objeto determinado) para detectar automáticamente un conjunto de landmarks faciales en cada imagen de la galería. Estos landmarks se asocian con puntos 3D en la reconstrucción. La comparación directa de la reconstrucción es problemática ya que, en general, la geometría de la cámara utilizada para la captura de imágenes es desconocida y existen incertidumbres asociadas a los procesos de reconstrucción y detección de landmarks. El

primer método de comparación utiliza una optimización con restricciones para determinar la proyección óptima de la reconstrucción 3D sobre la imagen de la galería. Los residuos (errores entre pares de puntos) son entonces analizados resultando un ranking con de todas las fotos de la galería para cada reconstrucción. El segundo método utiliza la técnica estadística de *boosting* para aprender qué puntos son fiables y discriminantes. Esto resulta en un clasificador binario que clasifica entre emparejamiento positivo y negativo.

Claes y col. [189] describieron la metodología común del software moderno de aproximación facial:

- Primero, es necesario que un experto examine el cráneo desconocido para determinar el PB.
- A continuación, se produce una réplica virtual del cráneo en base a los parámetros de modelado de la etapa anterior.
- Una plantilla (modelo estadístico) craneofacial que codifica la información de la cara, del cráneo y del tejido blando se deriva de una base de datos de cabeza.
- Esta plantilla se deforma (teniendo en cuenta una serie de restricciones en cuanto las transformaciones geométricas admisibles) para adaptarse al cráneo objetivo según la "proximidad" entre los cráneos.
- Como resultado de la anterior etapa, la plantilla de la cara se deforma en base a las mismas transformaciones geométricas que dieron lugar a la deformación de la plantilla del cráneo, dando como resultado un modelo facial de la geometría de la cara reconstruida.
- Finalmente, solo queda añadir a este modelo facial una textura de piel y vello.

Guyomarc'h y col. [192] desarrollaron un método computarizado para estimar la forma facial basado en 500 TACs de personas francesas. El grosor del tejido blando en cada landmark craneométrico se estima a partir de un modelo de regresión que tiene en cuenta edad, sexo, corpulencia y la craneometría (coordenadas x, y, z de todos los landmarks craneales). El grosor estimado se proyecta, a partir de cada landmark craneométrico, utilizando planos de referencia para obtener el correspondiente landmark facial. La posición y la forma de los ojos, la nariz, la boca y las orejas se infieren a partir de puntos de referencia craneales mediante morfometría geométrica. Los 100 landmarks faciales estimados se utilizan luego para deformar un rostro genérico (modelo estadístico) hasta obtener la geometría de la aproximación facial objetivo. Se llevó a cabo una validación mediante remuestreo a partir de una submuestra de los 500

TACs, dando como resultado un error medio de ~4 mm para geometría de la cara. La aproximación resultante es una forma facial objetiva probable, pero también es sintética (es decir, sin textura), y por lo tanto debe mejorarse artísticamente antes de su utilización en los casos forenses. Este enfoque de aproximación facial está integrado en el programa informático TIVMI, el cual está disponible gratuitamente en la web de los autores.

De Buhan y Nardoni [193] presentaron un nuevo método numérico para la reconstrucción facial que combina características clásicas, como el uso de una base de datos de cráneos y caras, y aspectos más originales que se detallan a continuación: 1) utilizan un método original de comparación de formas para vincular el cráneo desconocido con las plantillas de la base de datos; y 2) la cara final se ve como una máscara 3D elástica que se deforma y adapta al cráneo desconocido. En este método, el cráneo se considera como una superficie completa y no restringida a algunos landmarks anatómicos, lo que permite una descripción densa de la relación cráneo/cara. Además, el enfoque está totalmente automatizado.

En Liu y Li [196], a diferencia de la mayoría de las estrategias existentes que reconstruyen directamente el rostro a partir del cráneo, los autores utilizan una base de datos de fotografías faciales para crear muchos candidatos (modelos faciales 3D) para el rostro, y luego realizan una superposición con el cráneo del que se quiere hacer la reconstrucción facial. Para apoyar este proceso, emplean RNAs profundas (DL): primero, construyen un autocodificador para la reconstrucción facial 3D a partir de una fotografía y, segundo, utilizan un modelo generativo para adaptar el modelo facial al cráneo una vez realizada la superposición y dentro de unas restricciones geométricas.

Imaizumi y col. [195], desarrollaron una solución de software para la aproximación facial tridimensional del cráneo basada en TACs craneales de 59 voluntarios japoneses adultos (40 hombres, 19 mujeres). Se analizó la relación posicional entre la forma del cráneo y la superficie de la cabeza creando modelos de forma anatómicamente homóloga. Antes del modelado, las formas del cráneo se simplificaron ocultando las estructuras huecas (órbitas, fosas nasales, etc.) del cráneo. El grosor del tejido blando, representado por la distancia entre los vértices correspondientes de la superficie simplificada del cráneo y la cabeza, se calculó para cada individuo, y se promedió para cada sexo. Aunque las formas aproximadas de la cabeza de los individuos conocidos mostraban un parecido relativamente bueno tanto en la forma de toda la cabeza como en las partes faciales, se identificaron algunos errores, particularmente en áreas con mayor grosor de tejido blando en las mejillas, y tejido más grueso en la glabella, la nariz, la boca y el mentón. Además, crearon modelos craneofaciales a partir de modelos

promedio de la forma del cráneo y la superficie de la cabeza para cada sexo con el objetivo de que sirvieran como material de referencia con el que guiar la evaluación de la correspondencia anatómica en problemas de SCF.

Más allá de la reconstrucción facial a partir de un cráneo, y a la par relacionada con esta, nos parece importante señalar los últimos avances en la reconstrucción facial a partir de información del perfil genético [41, 199]. Denominados "fotoajuste molecular [196] o fenotipado basado en el ADN, estos métodos pueden complementar los métodos de aproximación facial para predecir rostros y son especialmente útiles para morfologías con relaciones tangibles limitadas con la estructura esquelética. En cuanto a los rasgos específicos de la cara que se pueden predecir con gran exactitud está el color del pelo rojo y los colores azul y marrón del iris [201]. Se ha registrado una precisión de aproximadamente el 70% para la predicción del cabello rojo [202], mientras que los intervalos de predicción positiva de los colores del iris oscilaron entre el 66% y el 100% para los ojos azules y el 70% y el 100% para los ojos marrones [203,206]. Normalmente, los valores predictivos positivos para los ojos marrones eran más altos (> 85%) que para los azules (> 75%), con una drástica reducción de la misma estadística para los llamados colores intermedios de los ojos. También se están investigando, probando y validando modelos de predicción del color de la piel [207,208].

#### 4. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN.

La IA surgió a mediados del siglo pasado como resultado del trabajo de investigación de un reducido grupo de científicos de diferentes campos (principalmente, matemáticos, psicólogos e ingenieros). Actualmente, está presente en un sinfín de aplicaciones y servicios de todo tipo, donde las técnicas de IA se aplican con notable éxito en el reconocimiento del habla, la traducción automática, los videojuegos, el transporte y la robótica, entre muchos otros, y muy notablemente en la sanidad y la imagen médica. No hay duda de que la IA ha llegado a nuestra sociedad para quedarse. Por lo tanto, es sorprendente la escasa penetración de la IA en la medicina forense, más teniendo en cuenta el notable éxito de estas técnicas en otras disciplinas médicas en cuanto al uso de sistemas inteligentes para ampliar las capacidades de los expertos humanos. De hecho, las técnicas de IA pueden utilizarse para automatizar tareas tediosas para los humanos, como la segmentación de estructuras anatómicas o regiones faciales, el registro de imágenes para estudiar la correspondencia anatómica, o el marcado de información relevante en las imágenes (landmarks, por ejemplo). La IA también proporciona herramientas para integrar y estructurar la información

disponible sobre un determinado problema, permitiendo la inferencia y la exploración para el descubrimiento de conocimientos. En consecuencia, las técnicas de IA tienen la potencialidad de mejorar los enfoques manuales existentes en términos de reproducibilidad, robustez, precisión y tiempo de ejecución. Las máquinas son mejores que los humanos en tareas repetibles/bien definidas, y en tareas que requieren alta precisión/velocidad de ejecución. A su vez, los humanos son mejores que las máquinas en todo lo demás. Pero, en particular, los humanos pueden lidiar con la incertidumbre, aprender de los ejemplos y generalizar el conocimiento, mejorar su desempeño basado en la experiencia, evolucionar y cooperar para realizar tareas difíciles. Los sistemas actuales de IA están mejorando su eficiencia en los escenarios mencionados anteriormente (el AA, las técnicas de VA y el *soft computing* son campos de investigación dedicados a hacer que las máquinas emulen las habilidades de los humanos).

Dado que la IA tiene actualmente una presencia residual en la AF, en este artículo se ha presentado la primera revisión bibliográfica del estado de la técnica en la aplicación de enfoques basados en IA a la AF. La aplicación de la IA reduciría el tiempo necesario para realizar la identificación forense de personas. Ello permitiría resolver más casos en menos tiempo, permitiendo, por ejemplo, la realización de múltiples comparaciones en problemas de SCF o CR (algo impensable hasta la fecha debido a la falta de esta tecnología). Por otra parte, las decisiones podrían apoyarse en resultados objetivos y reproducibles que, tal vez, dotarías a estas técnicas de identificación de un mayor reconocimiento a la par que facilitarían su aplicación. Los estudios mencionados a lo largo de este capítulo del libro muestran que se pueden entrenar RNAs para estimar el PB, describir las condiciones patológicas o clasificar el tipo de traumatismos de un individuo a partir de restos óseos o imágenes radiográficas. Son capaces de estimar la edad, el sexo o identificar a partir de fotografías de personas vivas con gran precisión y tienen el potencial de eliminar el sesgo humano en todas estas tareas. Sin embargo, es importante destacar una de las principales características, y al mismo tiempo limitaciones, de estos modelos de AA: el resultado será tan bueno como los datos disponibles, por lo que, si el conjunto de datos utilizado para entrenar estos sistemas no es lo suficientemente amplio y diverso, los resultados serán seguramente subóptimos.

En nuestra opinión, hay dos cuestiones principales que limitan la aplicación y el impacto positivo de las técnicas de IA al campo de la AF:

- 1 **La existencia de un número muy reducido de grupos de investigación multidisciplinares que incluyan a investigadores en AF y disciplinas afines (odontología,**

**patología, anatomía) y expertos en IA.** Esta interacción es esencial para establecer una colaboración fluida y productiva entre las diferentes disciplinas científicas. Por una parte, permite unificar la terminología y facilitar la transferencia útil de conocimientos entre los científicos. Por otra parte, permite unir fuerzas en una dirección común hacia proyectos de investigación que supongan un reto (incluido el reconocimiento de las posibilidades y limitaciones de los diferentes campos de conocimiento involucrados). Esta colaboración interdisciplinaria debería dar fruto en el reconocimiento de que las máquinas no están aquí para reemplazar a los seres humanos, sino para complementarlos, ayudarlos y asistirlos en aquellas tareas que los humanos no quieren realizar o quieren realizar más rápidamente.

- 2 La falta de conjuntos de datos públicos amplios y abiertos para fines de investigación en AF.** El intercambio de conocimientos y la posibilidad de mejorar los enfoques existentes, y proponer nuevos métodos para resolver problemas, son las principales fuerzas que impulsan la evolución de la ciencia. En la actualidad, cuando los enfoques que requieren gran cantidad de datos, como el DL, están rompiendo barreras cada semana en la resolución de problemas complejos, la disponibilidad de datos es el punto de partida y el requisito para la validación de muchas técnicas de IA. La garantía de procedimientos objetivos para evaluar el rendimiento de esas técnicas es esencial. Para comparar el rendimiento de los métodos recientemente desarrollados, debería disponerse de un conjunto de datos forenses común de estudios de casos conocidos. Se trata de una práctica muy extendida en otros campos tan próximos como la medicina clínica y la investigación biomédica, con ejemplos representativos como la clasificación y localización de enfermedades comunes a partir de radiografías de tórax [209], la clasificación del melanoma en fotografías de la piel [210], el archivo de imágenes del cáncer [211], el atlas del cerebro del ratón y humano (Allen) para combinar la genómica y la neuroanatomía [212], la clasificación de las lesiones gastrointestinales mediante colonoscopia regular [213], la base de datos MIMIC de cuidados críticos que contiene datos de salud asociados con aproximadamente 40.000 pacientes de cuidados críticos (Johnson et al., 2016), la iniciativa de neuroimágenes de la enfermedad de Alzheimer [214], o la iniciativa OpenNeuro para compartir datos de IRM y RMf [215], entre otros. También es importante reconocer el hecho de que no se trata sólo de adquirir y almacenar datos, sino de cómo se compilan esos datos para cumplir los requisitos éticos y evitar un posible sesgo en los mismos [216] (por ejemplo, que debido a que hay muchos más ejemplos de hombres que de mujeres, la

clasificación del sistema funciona mejor con los primeros que con los segundos), entre otros.

Una novedosa base de datos pública, “*The New Mexico Decent Image Database*” [217], podría ser el mejor ejemplo existente del tipo de recurso que puede impulsar la investigación y la multidisciplinariedad en el campo de la AF. Esta base de datos recoge TACs de cuerpo entero de más de 15.000 personas del estado norteamericano de Nuevo México con una resolución de 0,5 mm y los metadatos incluyen casi 60 variables sobre la demografía, la vida y la muerte de los individuos. Abre la posibilidad de desarrollar nuevos modelos (por ejemplo, relacionando los parámetros extrínsecos y la morfología ósea para la estimación de la edad) y la validación de los existentes sobre un número sin precedentes de muestras.

En el contexto de las ciencias forenses, los avances en la potencia de procesamiento de las computadoras y la magnitud de las técnicas de IA emergentes durante la última década, como el AA, han mostrado una mejora en las capacidades de los ordenadores para comprender imágenes y reconocer patrones con una precisión similar o mayor a la de un experto humano. Su gran potencial reside en la capacidad de ejecutar automáticamente tareas que para el experto son tediosas, requieren mucho tiempo y son propensas a errores (como la etapa de SCC en el método de SCF). La potencia de computación y los algoritmos automáticos permitirán a los expertos forenses abordar y resolver un mayor número de casos en menos tiempo, lo que permitirá realizar múltiples comparaciones de casos en las bases de datos de personas desaparecidas, restos óseos no identificados, víctimas de desastres masivos, terrorismo, etc. También facilitan el análisis numérico de tareas subjetivas al hacer más objetivos los métodos de identificación, apoyando al experto en la toma de decisiones y sirviendo como una mejor garantía jurídica en los procedimientos judiciales.

La motivación principal de este artículo es dar a conocer lo que la IA ya es capaz de hacer, y presentar algunas contribuciones que puede aportar a corto plazo en el campo de la IA. La tragedia humana de las personas desaparecidas y los restos no identificados necesita soluciones a la altura de las circunstancias, en las que los expertos forenses tienen que apoyarse en la tecnología para poder abordar de manera fiable el enorme número de casos a los que se enfrentan. Como conclusión, consideramos que la AF puede beneficiarse enormemente de la ciencia y la tecnología. Después de todo, como dijo Garry Kasparov después de perder contra la computadora de ajedrez Deep Blue en 1997, es probable que un buen humano más una máquina sea la mejor combinación.

## 5. AGRADECIMIENTOS.

Este trabajo ha sido cofinanciado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades, a través de las subvenciones SNEO-20191236 (programa Neotec del CDTI), PTQ-17-09306 (programa Torres Quevedo) y PGC2018-101216-B-I00 (proyecto EXASOCO), todos ellos incluyendo fondos FEDER.

## 6. BIBLIOGRAFÍA.

1. RITCHIE H, ROSER M. Natural Disasters. *Our World in Data*, <https://ourworldindata.org/natural-disasters> (2014, accessed 2 May 2020).
2. HAYNER PB. Truth commissions: a schematic overview. *International Review of the Red Cross* 2006; 88: 295-310.
3. Refugees UNHC for. Refworld | Report of the Working Group on Enforced or Involuntary Disappearances, Addendum?: Mission to Spain. *Refworld*, <https://www.refworld.org/docid/53eb35814.html> (accessed 2 May 2020).
4. JARAMILLO K. Latin America: The region with the highest number of enforced disappearances - LatinAmerican Post, <https://latinamericanpost.com/23187-latin-america-the-region-with-the-highest-number-of-enforced-disappearances> (accessed 2 May 2020).
5. Mexico's missing people agency searching for trafficking victims. *Reuters*, 15 March 2019, <https://www.reuters.com/article/us-mexico-trafficking-government-intervi-idUSKCN1QW2CG> (15 March 2019, accessed 2 May 2020).
6. Missing Migrants Project, <https://missingmigrants.iom.int/> (accessed 2 May 2020).
7. Latest statistics and graphics on refugee and migrant children, <https://www.unicef.org/eca/emergencies/latest-statistics-and-graphics-refugee-and-migrant-children> (accessed 2 May 2020).
8. Scientific Working Group for Forensic Anthropology (SWGANTH). 6.
9. IANNACCONE G. W. W. GREULICH AND S. I. Pyle: Radiographic atlas of skeletal development of the hand and wrist. 2nd edition. I volume-atlante di 256 pagine. Stanford University Press, Stanford, California, 1959. *Acta geneticae medicae et gemellologiae: twin research* 1959; 8: 513-513.
10. TANNER JM, WHITEHOUSE RH, MARSHALL WA, et al. Prediction of adult height from height, bone age, and occurrence of menarche, at ages 4 to 16 with allowance for midparent height. *Arch Dis Child* 1975; 50: 14-26.
11. PERALTA D, TRIGUERO I, GARCÍA S, et al. DPD-DFF: A dual phase distributed scheme with double fingerprint fusion for fast and accurate identification in large databases. *Information Fusion* 2016; 32: 40-51.
12. RANJAN R, SANKARANARAYANAN S, CASTILLO CD, et al. An All-In-One Convolutional Neural Network for Face Analysis. In: *2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition (FG 2017)*. 2017, pp. 17-24.
13. LASERSON J, LANTSMAN CD, COHEN-SFADY M, et al. TextRay: Mining Clinical Reports to Gain a Broad Understanding of Chest X-Rays. In: Frangi AF, Schnabel JA, Davatzikos C, et al. (eds) *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention - MICCAI 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 553-561.
14. ESTEVA A, KUPREL B, NOVOA RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature* 2017; 542: 115-118.
15. CAMERIERE R, DE LUCA S, DE ANGELIS D, et al. Reliability of Schmelting's stages of ossification of medial clavicular epiphyses and its validity to assess 18 years of age in living subjects. *Int J Legal Med* 2012; 126: 923-932.
16. RITZ-TIMME S, GABRIEL P, OBERTOVÀ Z, et al. A new atlas for the evaluation of facial features: advantages, limits, and applicability. *Int J Legal Med* 2011; 125: 301-306.
17. VALSECCHI A, IRURITA OLIVARES J, MESEJO P. Age estimation in forensic anthropology: methodological considerations about the validation studies of prediction models. *Int J Legal Med* 2019; 133: 1915-1924.
18. JAYAPRAKASH PT. Practical relevance of pattern uniqueness in forensic science. *Forensic Science International* 2013; 231: 403.e1-403.e16.
19. CAPLE J, STEPHAN CN. A standardized nomenclature for craniofacial and facial anthropometry. *Int J Legal Med* 2016; 130: 863-879.
20. ROSS A, LANFEAR A, MAXWELL A. Establishing Standards for Side-by-Side Radiographic Comparisons. *The American Journal of Forensic Medicine and Pathology* 2016; 37: 86-94.
21. DAMAS S, WILKINSON C, KAHANA T, et al. Study on the performance of different craniofacial superimposition approaches (II): Best practices proposal. *Forensic Science International* 2015; 257: 504-508.
22. IBÁÑEZ O, VICENTE R, NAVEGA DS, et al. Study on the performance of different craniofacial superimposition approaches (I). *Forensic Science International* 2015; 257: 496-503.
23. HUETE MI, IBÁÑEZ O, WILKINSON C, et al. Past, present, and future of craniofacial superimposition: Literature and international surveys. *Leg Med (Tokyo)* 2015; 17: 267-278.

24. RUSSELL SJ, NORVIG P. *Artificial intelligence: a modern approach*. Englewood Cliffs, N.J: Prentice Hall, 1995.
25. FORSYTH DA, PONCE J. *Computer Vision: A Modern Approach*. Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002.
26. ZHANG H, FRITTS JE, GOLDMAN SA. *Image Segmentation Evaluation: A Survey of Unsupervised Methods*. 2008.
27. GÓMEZ O, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. Deep architectures for high-resolution multi-organ chest X-ray image segmentation. *Neural Comput & Applic*. Epub ahead of print 21 October 2019. DOI:10.1007/s00521-019-04532-y.
28. OLMOS R, TABIK S, HERRERA F. Automatic handgun detection alarm in videos using deep learning. *Neurocomputing* 2018; 275:66-72.
29. GÓMEZ G, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. Automatic Cephalometric Landmarks Localization Using Deep Convolutional Neural Networks. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 48.
30. MARKELJ P, TOMAŽEVIC D, LIKAR B, et al. A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions. *Medical Image Analysis* 2012; 16: 642-661.
31. Bishop C. *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York : Springer - Verlag , <https://www.springer.com/gp/book/9780387310732> (2006, accessed 2 May 2020).
32. LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning. *Nature* 2015; 521: 436-444.
33. HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups. *IEEE Signal Processing Magazine* 2012; 29:82-97.
34. SUTSKEVER I, VINYALS O, LE QV. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. In: Ghahramani Z, Welling M, Cortes C, et al. (eds) *Advances in Neural Information Processing Systems 27*. Curran Associates, Inc., pp. 3104-3112.
35. KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun ACM* 2017; 60:84-90.
36. SILVER D, HUANG A, MADDISON CJ, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature* 2016; 529: 484-489.
37. ENGELBRECHT AP. *Computational Intelligence: An Introduction, 2nd Edition | Wiley*. <https://www.wiley.com/en-us/Computational+Intelligence%3A+An+Introduction%2C+2nd+Edition-p-9780470035610> (accessed 2 May 2020).
38. MCCULLOCH WS, PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* 1943; 5: 115-133.
39. BEAUTHIER J-P, VALCK E, LEFEVRE P, et al. Mass Disaster Victim Identification: The Tsunami Experience. *The Open Forensic Science Journal*; 2, <https://benthamopen.com/ABSTRACT/TOFORSJ-2-54> (2009, accessed 3 May 2020).
40. BETHARD JD. *Forensic Anthropology: An Introduction*. Edited by MariaTeresa A. Tersigni-Tarrant and Natalie R. Shirley. Boca Raton, FL: CRC Press. 2013. 462 pp. ISBN 978-1-4398-1646-2. \$99.95 (hardcover). *American Journal of Physical Anthropology* 2014; 154: 166-167.
41. STEPHAN CN, CAPLE JM, GUYOMARC'H P, et al. An overview of the latest developments in facial imaging. *Forensic Sci Res* 2018; 4: 10-28.
42. VALENTINE T, DAVIS JP. *Forensic Facial Identification: Theory and Practice of Identification from Eyewitnesses, Composites and CCTV | Wiley*. <https://www.wiley.com/en-us/Forensic+Facial+Identification%3A+Theory+and+Practice+of+Identification+from+Eyewitnesses%2C+Composites+and+CCTV-p-9781118469583> (accessed 3 May 2020).
43. SCHMELING A, DETTMAYER RB, RUDOLF E, et al. Forensic Age Estimation. *Deutsches Arzteblatt international*. Epub ahead of print 2016. DOI:10.3238/arztebl.2016.0044.
44. JAYARAMAN J, ROBERTS GJ, WONG HM, et al. Ages of legal importance: Implications in relation to birth registration and age assessment practices. *Med Sci Law* 2016; 56: 77-82.
45. Forensische Altersdiagnostik - DGRM, <https://www.dgrm.de/arbeitsgemeinschaften/forensische-altersdiagnostik/> (accessed 2 May 2020).
46. SCHMELING A, GRUNDMANN C, FUHRMANN A, et al. Criteria for age estimation in living individuals. *Int J Legal Med* 2008; 122: 457.
47. TODD TW. Age changes in the pubic bone. *American Journal of Physical Anthropology* 1921; 4: 1-70.
48. UBELAKER DH. *Enterramientos humanos: excavación, análisis, interpretación*. Sociedad de Ciencias Aranzadi, 2007.
49. BYERS SN. *Introduction to Forensic Anthropology*. Pearson Education, 2011.
50. MANSOURVAR M, ISMAIL MA, HERAWAN T, et al. Automated Bone Age Assessment: Motivation, Taxonomies, and Challenges. *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2013; 2013: e391626.
51. BECK LA. Standards for data collection from human skeletal remains. Edited by Jane E. Buikstra and Douglas H. Ubelaker. 272 pp. Fayetteville: Arkansas Archeological Survey Research Series No. 44, 1994. \$25.00 (paper). *American Journal of Human Biology* 1995; 7: 672-672.

52. KRISHAN K, CHATTERJEE PM, KANCHAN T, et al. A review of sex estimation techniques during examination of skeletal remains in forensic anthropology casework. *Forensic Science International* 2016; 261:165.e1-165.e8.
53. PINTO SCD, URBANOVA P, CESAR-JR RM. Two-Dimensional Wavelet Analysis of Supraorbital Margins of the Human Skull for Characterizing Sexual Dimorphism. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2016; 11:1542-1548.
54. SIERP I, HENNEBERG M. The Difficulty of Sexing Skeletons from Unknown Populations. *Journal of Anthropology* 2015; 2015: e908535.
55. DARMAWAN MF, YUSUF SM, ROZI MA, et al. Hybrid PSO-ANN for sex estimation based on length of left hand bone. In: *2015 IEEE Student Conference on Research and Development (SCoReD)*. 2015, pp. 478-483.
56. ABDULLAH H, JAMIL MMA, NOR FM. Automated haversian canal detection for histological sex determination. In: *2017 IEEE Symposium on Computer Applications Industrial Electronics (ISCAIE)*. 2017, pp. 69-74.
57. BEWES J, LOW A, MORPHETT A, et al. Artificial intelligence for sex determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls. *Journal of Forensic and Legal Medicine* 2019; 62: 40-43.
58. KALOI MA, HE K. Child Gender Determination with Convolutional Neural Networks on Hand Radio-Graphs. *arXiv:181105180 [cs]*, <http://arxiv.org/abs/1811.05180> (2018, accessed 4 May 2020).
59. GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep Learning, <https://mitpress.mit.edu/books/deep-learning> (2016, accessed 4 May 2020).
60. OAKDEN-RAYNER L, CARNEIRO G, BESSEN T, et al. Precision Radiology: Predicting longevity using feature engineering and deep learning methods in a radiomics framework. *Scientific Reports* 2017; 7:1-13.
61. SZEGEDY C, WEI LIU, YANGQING JIA, et al. Going deeper with convolutions. In: *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015, pp. 1-9.
62. TODD TW. Age changes in the pubic bone. I. The male white pubis. *American Journal of Physical Anthropology* 1920; 3: 285-334.
63. BROOKS S, SUCHEY JM. Skeletal age determination based on the os pubis: A comparison of the Acsádi-Nemeskéri and Suchey-Brooks methods. *Hum Evol* 1990; 5: 227-238.
64. ISCAN MY, LOTH SR, WRIGHT RK. Age estimation from the rib by phase analysis: white males. *J Forensic Sci* 1984; 29: 1094-1104.
65. ISCAN MY, LOTH SR, WRIGHT RK. Age estimation from the rib by phase analysis: white females. *J Forensic Sci* 1985; 30: 853-863.
66. MEINDL RS, LOVEJOY CO. Ectocranial suture closure: a revised method for the determination of skeletal age at death based on the lateral-anterior sutures. *Am J Phys Anthropol* 1985; 68: 57-66.
67. LAMENDIN H, BACCINO E, HUMBERT JF, et al. A simple technique for age estimation in adult corpses: the two criteria dental method. *J Forensic Sci* 1992; 37: 1373-1379.
68. MEINDL RS, LOVEJOY CO. Ectocranial suture closure: a revised method for the determination of skeletal age at death based on the lateral-anterior sutures. *Am J Phys Anthropol* 1985; 68: 57-66.
69. AJA-FERNÁNDEZ S, DE LUIS-GARCÍA R, MARTÍN-FERNÁNDEZ MÁ, et al. A computational TW3 classifier for skeletal maturity assessment. A Computing with Words approach. *Journal of Biomedical Informatics* 2004; 37: 99-107.
70. STERN D, EBNER T, BISCHOF H, et al. Fully automatic bone age estimation from left hand MR images. *Med Image Comput Assist Interv* 2014; 17: 220-227.
71. TANNER JM, WHITEHOUSE RH, MARSHALL WA, et al. *Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height*. Subsequent edition. London?; New York: Academic Pr, 1983.
72. TANNER JM, HEALY MJR, CAMERON N, et al. *Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height (TW3 Method)*. W.B. Saunders, 2001.
73. ŠTERN D, PAYER C, URSCHLER M. Automated age estimation from MRI volumes of the hand. *Medical Image Analysis* 2019; 58: 101538.
74. KIM JR, SHIM WH, YOON HM, et al. Computerized Bone Age Estimation Using Deep Learning Based Program: Evaluation of the Accuracy and Efficiency. *American Journal of Roentgenology* 2017; 209: 1374-1380.
75. LARSON DB, CHEN MC, LUNGREN MP, et al. Performance of a Deep-Learning Neural Network Model in Assessing Skeletal Maturity on Pediatric Hand Radiographs. *Radiology* 2018; 287: 313-322.
76. LEE H, TAJMIR S, LEE J, et al. Fully Automated Deep Learning System for Bone Age Assessment. *J Digit Imaging* 2017; 30: 427-441.
77. MUTASA S, CHANG PD, RUZAL-SHAPIRO C, et al. MABAL: a Novel Deep-Learning Architecture for Machine-Assisted Bone Age Labeling. *J Digit Imaging* 2018; 31: 513-519.
78. LI Y, HUANG Z, DONG X, et al. Forensic age estimation for pelvic X-ray images using deep learning. *Eur Radiol* 2019; 29: 2322-2329.
79. ANDERSON MF, ANDERSON DT, WESCOTT DJ. Estimation of adult skeletal age-at-death using the Sugeno fuzzy integral. *American Journal of Physical Anthropology* 2010; 142: 30-41.

80. ANDERSON DT, KELLER JM, ANDERSON M, et al. Linguistic description of adult skeletal age-at-death estimations from fuzzy integral acquired fuzzy sets. In: *2011 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2011)*. 2011, pp. 2274-2281.
81. VILLAR P, ALEMÁN I, CASTILLO L, et al. A first approach to a fuzzy classification system for age estimation based on the pubic bone. In: *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. 2017, pp.1-6.
82. ISHIBUCHI H, NAKASHIMA T, NII M. *Classification and Modeling with Linguistic Information Granules: Advanced Approaches to Linguistic Data Mining*. Springer Science & Business Media, 2004.
83. HSIEH C-W, JONG T-L, CHOU Y-H, et al. Computerized geometric features of carpal bone for bone age estimation. *Chin Med J* 2007; 120: 767-770.
84. BREEN MA, TSAI A, STAMM A, et al. Bone age assessment practices in infants and older children among Society for Pediatric Radiology members. *Pediatr Radiol* 2016; 46: 1269-1274.
85. CARTY H. Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW3 method). *The Journal of Bone and Joint Surgery British volume* 2002; 84-B: 310-311.
86. LARSON DB, CHEN MC, LUNGREN MP, et al. Performance of a Deep-Learning Neural Network Model in Assessing Skeletal Maturity on Pediatric Hand Radiographs. *Radiology* 2017; 287: 313-322.
87. LEE JH, KIM KG. Applying Deep Learning in Medical Images: The Case of Bone Age Estimation. *Healthc Inform Res* 2018; 24: 86-92.
88. GERTYCH A, ZHANG A, SAYRE J, et al. Bone Age Assessment of Children using a Digital Hand Atlas. *Comput Med Imaging Graph* 2007; 31: 322-331.
89. ZHANG A, SAYRE JW, VACHON L, et al. Racial Differences in Growth Patterns of Children Assessed on the Basis of Bone Age. *Radiology* 2009; 250: 228-235.
90. THODBERG HH, NEUHOF J, RANKE MB, et al. Validation of bone age methods by their ability to predict adult height. *Horm Res Paediatr* 2010; 74: 15-22.
91. SPAMPINATO C, PALAZZO S, GIORDANO D, et al. Deep learning for automated skeletal bone age assessment in X-ray images. *Medical Image Analysis* 2017; 36: 41-51.
92. ŠTERN D, PAYER C, LEPETIT V, et al. Automated Age Estimation from Hand MRI Volumes Using Deep Learning. In: Ourselin S, Joskowicz L, Sabuncu MR, et al. (eds) *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2016*. Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 194-202.
93. GULSHAN V, PENG L, CORAM M, et al. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *JAMA* 2016; 316: 2402-2410.
94. KOOI T, LITJENS G, VAN GINNEKEN B, et al. Large scale deep learning for computer aided detection of mammographic lesions. *Medical Image Analysis* 2017; 35: 303-312.
95. HUA K-L, HSU C-H, HIDAYATI SC, et al. Computer-aided classification of lung nodules on computed tomography images via deep learning technique. *Onco Targets Ther* 2015; 8: 2015-2022.
96. OLCZAK J, FAHLBERG N, MAKI A, et al. Artificial intelligence for analyzing orthopedic trauma radiographs. *Acta Orthop* 2017; 88: 581-586.
97. CHUNG SW, HAN SS, LEE JW, et al. Automated detection and classification of the proximal humerus fracture by using deep learning algorithm. *Acta Orthop* 2018; 89: 468-473.
98. GUPTA A, VENKATESH S, CHOPRA S, et al. Generative Image Translation for Data Augmentation of Bone Lesion Pathology. In: *International Conference on Medical Imaging with Deep Learning*, pp. 225-235.
99. STEPHAN CN, AMIDAN B, TREASE H, et al. Morphometric comparison of clavicle outlines from 3D bone scans and 2D chest radiographs: a shortlisting tool to assist radiographic identification of human skeletons. *J Forensic Sci* 2014; 59: 306-313.
100. CHRISTENSEN AM, SMITH MA, GLEIBER DS, et al. The Use of X-ray Computed Tomography Technologies in *Forensic Anthropology*. *Forensic Anthropology* 2018; 1: 124-140.
101. HATCH GM, DEDOUIT F, CHRISTENSEN AM, et al. RADid: A pictorial review of radiologic identification using postmortem CT. *Journal of Forensic Radiology and Imaging* 2014; 2: 52-59.
102. THALI MJ, BRAUN M, DIRNHOFER R. Optical 3D surface digitizing in forensic medicine: 3D documentation of skin and bone injuries. *Forensic Science International* 2003; 137: 203-208.
103. SANDSTRÖM S, OSTENSEN H, PETTERSSON H, et al. *The WHO manual of diagnostic imaging?: radiographic technique and projections*, <https://apps.who.int/iris/handle/10665/42720> (2003, accessed 4 May 2020).
104. DAFFNER RH, HARTMAN MS. *Clinical Radiology: The Essentials*. Wolters Kluwer Lippincott Williams & Wilkins Health, 2013.
105. RIGBY D-M, HACKING L. Interpreting the chest radiograph. *Anaesthesia & Intensive Care Medicine* 2018; 19: 50-54.
106. VAN GINNEKEN B, TER HAAR ROMENY BM, VIERGEVER MA. Computer-aided diagnosis in chest radiography: a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2001; 20: 1228-1241.

107. Statistics>> Diagnostic Imaging Dataset 2015-16 Data, <https://www.england.nhs.uk/statistics/statistical-work-areas/diagnostic-imaging-dataset/diagnostic-imaging-dataset-2015-16-data/> (accessed 4 May 2020).
108. CHRISTENSEN AM. Assessing the variation in individual frontal sinus outlines. *Am J Phys Anthropol* 2005; 127: 291-295.
109. CHRISTENSEN AM. Testing the reliability of frontal sinuses in positive identification. *J Forensic Sci* 2005; 50: 18-22.
110. MAXWELL AB, ROSS AH. A Radiographic Study on the Utility of Cranial Vault Outlines for Positive Identifications. *Journal of Forensic Sciences* 2014; 59: 314-318.
111. JAIN AK, CHEN H. Matching of dental X-ray images for human identification. *Pattern Recognition* 2004; 37: 1519-1532.
112. NOMIR O, ABDEL-MOTTALEB M. Human Identification From Dental X-Ray Images Based on the Shape and Appearance of the Teeth. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2007; 2: 188-197.
113. CAPLE J, BYRD J, STEPHAN CN. Elliptical Fourier analysis: fundamentals, applications, and value for forensic anthropology. *Int J Legal Med* 2017; 131: 1675-1690.
114. TABOR Z, KARPISZ D, WOJNAR L, et al. An Automatic Recognition of the Frontal Sinus in X-Ray Images of Skull. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2009; 56: 361-368.
115. DERRICK SM, HIPPI JA, GOEL P. Chapter 23 - The Computer-Assisted Decedent Identification Method of Computer-Assisted Radiographic Identification. In: Latham KE, Bartelink EJ, Finnegan M (eds) *New Perspectives in Forensic Human Skeletal Identification*. Academic Press, pp. 265-276.
116. KAHANA T. *El aporte de la radiología al avance de la antropología forense perspectiva profesional*. Editorial de la Universidad de Granada, 2009.
117. PFAEFFLI M, VOCK P, DIRNHOFER R, et al. Post-mortem radiological CT identification based on classical ante-mortem X-ray examinations. *Forensic Science International* 2007; 171: 111-117.
118. SHINKAWA N, HIRAI T, NISHII R, et al. Usefulness of 2D fusion of postmortem CT and antemortem chest radiography studies for human identification. *Jpn J Radiol* 2017; 35: 303-309.
119. NIESPODZIEWANSKI E, STEPHAN CN, GUYOMARC'H P, et al. Human Identification via Lateral Patella Radiographs: A Validation Study. *Journal of Forensic Sciences* 2016; 61: 134-140.
120. D'ALONZO SS, GUYOMARC'H P, BYRD JE, et al. A Large-Sample Test of a Semi-Automated Clavicle Search Engine to Assist Skeletal Identification by Radiograph Comparison. *Journal of Forensic Sciences* 2017; 62: 181-186.
121. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, VALSECCHI A, et al. 3D-2D silhouette-based image registration for comparative radiography-based forensic identification. *Pattern Recognition* 2018; 83: 469-480.
122. BROGDON BG. The Scope of Forensic Radiology. *Clinics in Laboratory Medicine* 1998; 18: 203-240.
123. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, MESEJO P, et al. Towards a Computer-aided Decision Support System for Comparative Radiography. In: *Proceedings of the XI Reunión Científica Internacional de la Asociación Española de Antropología y Odontología Forense (AEAOF)*. Pastrana, Spain, 2019.
124. IINO M, FUJIMOTO H, YOSHIDA M, et al. Identification of a jawless skull by superimposing post-mortem and ante-mortem CT. *Journal of Forensic Radiology and Imaging* 2016; 6: 31-37.
125. RUDER TD, BRUN C, CHRISTENSEN AM, et al. Comparative radiologic identification with CT images of paranasal sinuses - Development of a standardized approach. *Journal of Forensic Radiology and Imaging* 2016; 7: 1-9.
126. HAEL A, COSTA ALF, MAYARA OLIVEIRA J, et al. Three-dimensional volumetric analysis of frontal sinus using medical software. *Journal of Forensic Radiology and Imaging* 2017; 11: 1-5.
127. DELOIRE L, DIALLO I, CADIEU R, et al. Post-mortem X-ray computed tomography (PMCT) identification using ante-mortem CT-scan of the sphenoid sinus. *Journal of Neuroradiology* 2019; 46: 248-255.
128. GASCHO D, PHILIPP H, FLACH PM, et al. Standardized medical image registration for radiological identification of decedents based on paranasal sinuses. *Journal of Forensic and Legal Medicine* 2018; 54: 96-101.
129. KIM D-I, LEE U-Y, PARK S-O, et al. Identification Using Frontal Sinus by Three-Dimensional Reconstruction from Computed Tomography\*. *Journal of Forensic Sciences* 2013; 58: 5-12.
130. ZHONG X, YU D, FOONG KWC, et al. Towards automated pose invariant 3D dental biometrics. In: 2011 *International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*. 2011, pp. 1-7.
131. ZHONG X, YU D, WONG YS, et al. 3D dental biometrics: Alignment and matching of dental casts for human identification. *Computers in Industry* 2013; 64: 1355-1370.
132. GIBELLI D, CELLINA M, CAPPELLA A, et al. An innovative 3D-3D superimposition for assessing anatomical uniqueness of frontal sinuses through segmentation on CT scans. *Int J Legal Med* 2019; 133: 1159-1165.
133. DECKER SJ, FORD JM. Forensic personal identification utilizing part-to-part comparison of CT-derived 3D lumbar models. *Forensic Science International* 2019; 294: 21-26.
134. ISCAN MY, HELMER RP. *Forensic analysis of the skull:: craniofacial analysis...*. Wiley-Liss, 1993.
135. YOSHINO M. Craniofacial superimposition. *Craniofacial Identification* 2012; 238-253.

136. DAMAS S, CORDÓN O, IBÁÑEZ O, et al. Forensic identification by computer-aided craniofacial superimposition: A survey. *ACM Comput Surv* 2011; 43: 27:1-27:27.
137. JAYAPRAKASH PT, SRINIVASAN GJ, AMRAVANESWARAN MG. Cranio-facial morphanalysis: a new method for enhancing reliability while identifying skulls by photo superimposition. *Forensic Science International* 2001; 117: 121-143.
138. PARK H-K, CHUNG J-W, KHO H-S. Use of hand-held laser scanning in the assessment of craniometry. *Forensic Science International* 2006; 160: 200-206.
139. DE ANGELIS D, SALA R, CANTATORE A, et al. A new computer-assisted technique to aid personal identification. *Int J Legal Med* 2009; 123: 351-356.
140. SINGARE S, LIAN Q, PING WANG W, et al. Rapid prototyping assisted surgery planning and custom implant design. *Rapid Prototyping Journal* 2009; 15: 19-23.
141. FANTINI M, DE CRESCENZIO F, PERSIANI F, et al. 3D restitution, restoration and prototyping of a medieval damaged skull. *Rapid Prototyping Journal* 2008; 14: 318-324.
142. NICKERSON BA, FITZHORN PA, KOCH SK, et al. A methodology for near-optimal computational superimposition of two-dimensional digital facial photographs and three-dimensional cranial surface meshes. *J Forensic Sci* 1991; 36: 480-500.
143. SANTAMARÍA J, CORDÓN O, DAMAS S. Evolutionary Approaches for Automatic 3D Modeling of Skulls in Forensic Identification. In: Giacobini M (ed) *Applications of Evolutionary Computing*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 415-422.
144. SANTAMARÍA J, CORDÓN O, DAMAS S, et al. Performance evaluation of memetic approaches in 3D reconstruction of forensic objects. *Soft Comput* 2009; 13: 883-904.
145. BALLERINI L, CORDÓN O, DAMAS S, et al. Automatic 3D Modeling of Skulls by Scatter Search and Heuristic Features. In: Avineri E, Köppen M, Dahal K, et al. (eds) *Applications of Soft Computing*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 149-158.
146. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, DAMAS S, CORDÓN Ó. Mesh simplification for 3D modeling using evolutionary multi-objective optimization. In: *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. 2012, pp. 1-8.
147. JOHNSTON B, CHAZAL P de. A review of image-based automatic facial landmark identification techniques. *J Image Video Proc* 2018; 2018: 86.
148. PORTO LF, CORREIA LIMA LN, PINHEIRO FLORES MR, et al. Automatic cephalometric landmarks detection on frontal faces: An approach based on supervised learning techniques. *Digital Investigation* 2019; 30: 108-116.
149. LINDNER C, WANG C-W, HUANG C-T, et al. Fully Automatic System for Accurate Localisation and Analysis of Cephalometric Landmarks in Lateral Cephalograms. *Scientific Reports* 2016; 6: 1-10.
150. SONG Y, QIAO X, IWAMOTO Y, et al. Automatic Cephalometric Landmark Detection on X-ray Images Using a Deep-Learning Method. *Applied Sciences* 2020; 10: 2547.
151. ISO/IEC 19794-5:2011(en), Information technology - Biometric data interchange formats - Part 5: Face image data, <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso-iec:19794:-5:ed-2:vl:en> (accessed 7 May 2020).
152. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, NAVARRO F, et al. Computer vision and soft computing for automatic skull-face overlay in craniofacial superimposition. *Forensic Science International* 2014; 245: 77-86.
153. GHOSH AK, SINHA P. An economised craniofacial identification system. *Forensic Science International* 2001; 11.
154. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, et al. Modeling Facial Soft Tissue Thickness for Automatic Skull-Face Overlay. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2015; 10: 2057-2070.
155. IBÁÑEZ O, CAVALLI F, CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, et al. Ground truth data generation for skull-face overlay. *Int J Legal Med* 2015; 129: 569-581.
156. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, NAVARRO F, et al. Computer vision and soft computing for automatic skull-face overlay in craniofacial superimposition. *Forensic Science International* 2014; 245: 77-86.
157. IBÁÑEZ O, CORDÓN O, DAMAS S, et al. An advanced scatter search design for skull-face overlay in craniofacial superimposition. *Expert Systems with Applications* 2012; 39: 1459-1473.
158. IBÁÑEZ O, CORDÓN O, DAMAS S. A cooperative coevolutionary approach dealing with the skull-face overlay uncertainty in forensic identification by craniofacial superimposition. *Soft Comput* 2012; 16: 797-808.
159. IBÁÑEZ Ó, CORDÓN Ó, DAMAS S, et al. Modeling the Skull-Face Overlay Uncertainty Using Fuzzy Sets. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 2011; 19: 946-959.
160. IBÁÑEZ O, BALLERINI L, CORDÓN O, et al. An experimental study on the applicability of evolutionary algorithms to craniofacial superimposition in forensic identification. *Information Sciences* 2009; 179: 3998-4028.
161. CUMMAUDO M, GUERZONI M, MARASCIUOLO L, et al. Pitfalls at the root of facial assessment on photographs: a quantitative study of accuracy in positioning facial landmarks. *Int J Legal Med* 2013; 127: 699-706.
162. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, NAVARRO F, et al. Dispersion assessment in the location of facial landmarks on photographs. *Int J Legal Med* 2015; 129: 227-236.

163. VALSECCHI A, DAMAS S, CORDÓN O. A Robust and Efficient Method for Skull-Face Overlay in Computerized Craniofacial Superimposition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2018; 13:1960-1974.
164. STEPHAN CN, MEIKLE B, FREUDENSTEIN N, et al. Facial soft tissue thicknesses in craniofacial identification: Data collection protocols and associated measurement errors. *Forensic Science International* 2019; 304:109965.
165. BERMEJO E, CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, VALSECCHI A, et al. Genetic algorithms for skull-face overlay including mandible articulation. *Information Sciences* 2017; 420:200-217.
166. RICCI A, MARELLA GL, APOSTOL MA. A New Experimental Approach to Computer-Aided Face/Skull Identification in Forensic Anthropology. *The American Journal of Forensic Medicine and Pathology* 2006; 27: 46-49.
167. YOSHINOM, MATSUDA H, KUBOTA S, et al. Computer-assisted skull identification system using video superimposition. *Forensic Science International* 1997; 90:231-244.
168. CAMPOMANES-ALVAREZ C, IBÁÑEZ O, CORDÓN O. Design of criteria to assess craniofacial correspondence in forensic identification based on computer vision and fuzzy integrals. *Applied Soft Computing* 2016; 46:596-612.
169. CAMPOMANES-ALVAREZ C, IBÁÑEZ O, CORDÓN O, et al. Hierarchical information fusion for decision making in craniofacial superimposition. *Information Fusion* 2018; 39: 25-40.
170. CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, MARTOS-FERNÁNDEZ R, WILKINSON C, et al. Modeling Skull-Face Anatomical/Morphological Correspondence for Craniofacial Superimposition-Based Identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2018; 13:1481-1494.
171. NAGPAL S, SINGH M, JAIN A, et al. On matching skulls to digital face images: A preliminary approach. In: *2017 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*. 2017, pp. 813-819.
172. SINGH M, NAGPAL S, SINGH R, et al. Learning A Shared Transform Model for Skull to Digital Face Image Matching. *arXiv:180804571 [cs]*, <http://arxiv.org/abs/1808.04571> (2018, accessed 7 May 2020).
173. DUAN F, YANG Y, LI Y, et al. Skull Identification via Correlation Measure Between Skull and Face Shape. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2014; 9:1322-1332.
174. TAN JS, LIAO IY, VENKAT I, et al. Computer-aided superimposition via reconstructing and matching 3D faces to 3D skulls for forensic craniofacial identifications. *Vis Comput.* Epub ahead of print 30 October 2019. DOI: 10.1007/s00371-019-01767-7.
175. TAYLOR KT. *Forensic Art and Illustration*. CRC Press. Epub ahead of print 15 September 2000. DOI: 10.1201/9781420036954.
176. STEPHAN CN, HENNEBERG M. Building faces from dry skulls: are they recognized above chance rates? *J Forensic Sci* 2001; 46:432-440.
177. CLEMENT JG, MARKS MK. *Computer-Graphic Facial Reconstruction*. Elsevier, 2005.
178. IOS Press Ebooks - Computer-Aided Forensics: Facial Reconstruction, <http://ebooks.iospress.nl/publication/10639> (accessed 7 May 2020).
179. ULLRICH H, STEPHAN CN. On Gerasimov's Plastic Facial Reconstruction Technique: New Insights to Facilitate Repeatability\*: GERASIMOV'S PLASTIC FACIAL RECONSTRUCTION TECHNIQUE. *Journal of Forensic Sciences* 2011; 56:470-474.
180. PRAG J, NEAVE R. *Making Faces: Using Forensic and Archaeological Evidence*. Trustees of the British Museum, 1997.
181. GATLIFF BP. Facial sculpture on the skull for identification. *Am J Forensic Med Pathol* 1984; 5: 327-332.
182. WILKINSON C. Forensic Facial Reconstruction. *Cambridge Core*. Epub ahead of print May 2004. DOI: 10.1017/CBO9781107340961.
183. WILKINSON C. Computerized forensic facial reconstruction?: A review of current systems. *Forensic Sci Med Pathol* 2005; 1: 173-177.
184. WILKINSON C, RYNN C, PETERS H, et al. A blind accuracy assessment of computer-modeled forensic facial reconstruction using computed tomography data from live subjects. *Forensic Sci Med Pathol* 2006; 2:179-187.
185. LEE W-J, WILKINSON CM, HWANG H-S. An Accuracy Assessment of Forensic Computerized Facial Reconstruction Employing Cone-Beam Computed Tomography from Live Subjects. *Journal of Forensic Sciences* 2012; 57: 318-327.
186. WILKINSON C, RYNN C. *Craniofacial Identification*. Cambridge University Press, 2012.
187. EVENHOUSE RJ, RASMUSSEN M, SADLER LL. Computer-aided forensic facial reconstruction. In: *Biostereometric Technology and Applications*. International Society for Optics and Photonics, pp.147-156.
188. CLAES P, VANDERMEULEN D, DE GREEF S, et al. Craniofacial reconstruction using a combined statistical model of face shape and soft tissue depths: Methodology and validation. *Forensic Science International* 2006; 159: S147-S158.
189. CLAES P, VANDERMEULEN D, DE GREEF S, et al. Computerized craniofacial reconstruction: Conceptual framework and review. *Forensic Science International* 2010; 201: 138-145.
190. PARKS CL, RICHARD AH, MONSON KL. Preliminary performance assessment of computer automated facial approximations using computed tomography scans of living individuals. *Forensic Sci Int* 2013; 233: 133-139.

191. QUATREHOMME G, COTIN S, SUBSOL G, et al. A fully three-dimensional method for facial reconstruction based on deformable models. *J Forensic Sci*1997;42: 649-652.
192. GUYOMARC'H P, DUTAILLY B, CHARTON J, et al. Anthropological Facial Approximation in Three Dimensions (AFA3D): Computer-Assisted Estimation of the Facial Morphology Using Geometric Morphometrics. *Journal of Forensic Sciences*2014;59: 1502-1516.
193. DE BUHAN M, NARDONI C. A facial reconstruction method based on new mesh deformation techniques. *Forensic Sci Res* 2018; 3:256-273.
194. VANDERMEULEN D, CLAES P, LOECKX D, et al. Computerized craniofacial reconstruction using CT-derived implicit surface representations. *Forensic Sci Int*2006;159 Suppl1: S164-174.
195. IMAIZUMI K, TANIGUCHI K, OGAWA Y, et al. Development of three-dimensional facial approximation system using head CT scans of Japanese living individuals. *Journal of Forensic Radiology and Imaging*2019;17: 36-45.
196. LIU C, LI X. Superimposition-guided Facial Reconstruction from Skull. *arXiv:181000107 [cs]*, <http://arxiv.org/abs/1810.00107> (2018, accessed 7 May 2020).
197. Development of three-dimensional facial approximation system using head CT scans of Japanese living individuals - *S c i e n c e D i r e c t* , <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212478019300152> (accessed 7 May 2020).
198. TU P, BOOK R, LIU X, et al. Automatic Face Recognition from Skeletal Remains. In: *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2007, pp. 1-7.
199. CLAES P, LIBERTON DK, DANIELS K, et al. Modeling 3D Facial Shape from DNA. *PLOS Genetics*2014;10: e1004224.
200. *Molecular Photofitting*. Elsevier. Epub ahead of print 2008. DOI: 10.1016/B978-0-12-088492-6.X5001-4.
201. KAYSER M, SCHNEIDER PM. DNA-based prediction of human externally visible characteristics in forensics: Motivations, scientific challenges, and ethical considerations. *Forensic Science International: Genetics*2009;3: 154-161.
202. SULEM P, GUDBJARTSSON DF, STACEY SN, et al. Genetic determinants of hair, eye and skin pigmentation in Europeans. *Nat Genet*2007;39: 1443-1452.
203. KASTELIC V, PO?PIECH E, DRAUS-BARINI J, et al. Prediction of eye color in the Slovenian population using the IrisPlex SNPs. *Croat Med J*2013;54: 381-386.
204. PNEUMAN A, BUDIMLIJA ZM, CARAGINET, et al. Verification of eye and skin color predictors in various populations. *Legal Medicine*2012;14: 78-83.
205. WALSH S, LIU F, BALLANTYNE KN, Et al. IrisPlex: A sensitive DNA tool for accurate prediction of blue and brown eye colour in the absence of ancestry information. *Forensic Science International: Genetics*2011;5: 170-180.
206. WALSH S, WOLLSTEIN A, LIU F, et al. DNA-based eye colour prediction across Europe with the IrisPlex system. *Forensic Science International: Genetics*2012;6: 330-340.
207. SPICHENOK O, BUDIMLIJA ZM, MITCHELL AA, et al. Prediction of eye and skin color in diverse populations using seven SNPs. *Forensic Science International: Genetics*2011;5: 472-478.
208. MAROÑAS O, PHILLIPS C, SÖCHTIG J, et al. Development of a forensic skin colour predictive test. *Forensic Sci Int Genet*2014; 13: 34-44.
209. WANG X, PENG Y, LU L, et al. TieNet: Text-Image Embedding Network for Common Thorax Disease Classification and Reporting in Chest X-Rays. In: *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018, pp. 9049-9058.
210. BRINKER TJ, HEKLER A, ENK AH, et al. Deep learning outperformed 136 of 157 dermatologists in a head-to-head dermoscopic melanoma image classification task. *European Journal of Cancer*2019;113: 47-54.
211. TCIA Collections - The Cancer Imaging Archive (TCIA), <https://www.cancerimagingarchive.net/collections/> (accessed 7 May 2020).
212. LEIN ES, HAWRYLYCZ MJ, AO N, et al. Genome-wide atlas of gene expression in the adult mouse brain. *Nature* 2007; 445: 168-176.
213. MESEJO P, PIZARRO D, ABERGEL A, et al. Computer-Aided Classification of Gastrointestinal Lesions in Regular Colonoscopy. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 2016; 35: 2051-2063.
214. ADNI | Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative, <http://adni.loni.usc.edu/> (accessed 7 May 2020).
215. POLDRACK RA, BARCH DM, MITCHELL JP, et al. Toward open sharing of task-based fMRI data: the OpenfMRI project. *Front Neuroinform*; 7. Epub ahead of print 8 July 2013. DOI: 10.3389/fninf.2013.00012.
216. DRESSEL J, FARID H. The accuracy, fairness, and limits of predicting recidivism. *Science Advances*2018;4: eaao5580.
217. New Mexico Decedent Image Database - Welcome Home, <https://nmdid.unm.edu/> (accessed 7 May 2020).



**ORIGINAL**

# Identificación de los líderes rebeldes ejecutados durante el levantamiento polaco-lituano contra el Imperio Ruso de 1863-64 mediante superposición craneofacial usando Skeleton-ID

IDENTIFICATION OF THE REBEL LEADERS EXECUTED DURING THE POLISH-LITHUANIAN UPRISING AGAINST THE RUSSIAN EMPIRE OF 1863-64 BY CRANIOFACIAL SUPERIMPOSITION USING SKELETON-ID.

Martos R.<sup>1,2</sup>, Ibáñez O.<sup>2,3</sup>, Valsecchi A.<sup>2,3</sup>, Bermejo E.<sup>4</sup>, Navarro F.<sup>1</sup>, Kisielius G.<sup>5</sup>, Jankauskas R.<sup>6</sup>

1 Laboratorio de Antropología Física. Departamento de Medicina Legal, Toxicología y Antropología Física, Universidad de Granada, Granada, España.

2 Panacea Cooperative Research S. Coop., Ponferrada, España.

3 Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence, Universidad de Granada, Granada, España.

4 National Research Institute of Police Science, Japan.

5 State Forensic Medicine Service, Vilna, Lituania.

6 Department of Anatomy, Histology and Anthropology, Universidad de Vilna, Vilna, Lituania.

**RESUMEN:** En 2017, una serie de restos humanos correspondientes a los líderes ejecutados del “Levantamiento de enero” de 1863-64 fueron descubiertos en el Castillo Superior de Vilna. Durante las excavaciones arqueológicas, se encontraron 14 fosas de inhumación con 21 restos humanos en el sitio. El proceso de identificación posterior fue llevado a cabo por el equipo del Dr. Jankauskas, incluido el análisis y la comparación cruzada de los datos post-mortem (PM) obtenidos in-situ, con los datos ante-mortem (AM) obtenidos de archivos históricos. Paralelamente, el Sr. Martos, intenta la identificación de 11 de estos 21 individuos mediante la técnica de Superposición Craneofacial. Para ello, este estudiante de doctorado, sin experiencia previa en casos de identificación, tiene acceso a 19 cráneos escaneados en 3D y 12 fotografías de 11 candidatos diferentes. Sin acceso a cualquier otro tipo de información (perfil biológico, contexto o archivos históricos), el Sr. Martos se enfrenta a un problema de comparación cruzada que involucra 216 la realización de solapamientos cara-cráneo. La metodología seguida considera los principales acuerdos del proyecto europeo MEPROCS y utiliza el software Skeleton-ID™ 0.7.0-alpha1. En base al standard MEPROCS, se proporcionó una decisión final dentro de una escala, asignando un valor en términos de apoyo fuerte, moderado o limitado a la afirmación de que el cráneo y la imagen facial perteneciesen (o no) a la misma persona para cada caso. También se planteó el problema de clasificación binario, positivo / negativo, en el que a partir de los datos proporcionados por el Dr. Jankauskas, se reveló una tasa de aciertos del 98,76%. Este “ejercicio” representa la primera validación ciega de la aplicación del marco metodológico definido por el consorcio MEPROCS mediante la herramienta Skeleton-ID en un escenario de identificación real.

**PALABRAS CLAVE:** Superposición Craneofacial, Inteligencia Artificial, Antropología Forense, Solapamiento cráneo-cara.

**ABSTRACT:** In 2017, a series of human remains corresponding to the executed leaders of the “January Uprising” of 1863-1864 were uncovered at the Upper Castle of Vilnius. During the archaeological excavations, 14 inhumation pits with 21 human remains were found at the site. The subsequent identification process was carried out by the team of Dr. Jankauskas including the analysis and cross-comparison of post-mortem (PM) data obtained in-situ with ante-mortem (AM) data obtained from historical archives. In parallel, Mr. Martos attempts to identify 11 of these 21 individuals using the Craniofacial Superimposition technique. To do this, this PhD student, without previous experience in identification cases, has access to 19 3D scanned skulls and 12 photographs of 11 different candidates. Without access to any other type of information (biological profile, context or historical files), Mr. Martos faces a cross-comparison problem involving 216 skull-face overlay scenarios. The methodology followed considers the main agreements of the European project MEPROCS and uses the Skeleton-ID™ 0.7.0-alpha1 software. Based on the MEPROCS standard, a final decision was provided within a scale, assigning a value in terms of strong, moderate or limited support to the claim that the skull and the facial image belonged (or not) to the same person for each case. The problem of binary classification, positive / negative, was also raised, in which from the data provided by Dr. Jankauskas, an identification rate of 98.76% was revealed. This “exercise” represents the first blind validation of the application of the methodological framework defined by the MEPROCS consortium using the Skeleton-ID tool in a real identification scenario.

**KEY WORDS:** Craniofacial Superimposition, Artificial Intelligence, Forensic Anthropology, Skull-face overlay

**CONTACTO:** Rubén Martos. Programa de doctorado en Biomedicina. Laboratorio de Antropología Física. Departamento de Medicina Legal, Toxicología y Antropología Física, Universidad de Granada, Granada, España. Facultad de Medicina, Universidad de Granada, 18071, Granada, España. marfer@ugr.es

## 1. INTRODUCCIÓN.

A principios de 2017, se descubrieron una serie de restos humanos en el Castillo Superior de Vilna (Vilna, Lituania) (Figura 1). Los artefactos arqueológicos hallados en el lugar

de enterramiento confirmaron que podría tratarse de las inhumaciones clandestinas de líderes militares ejecutados durante la rebelión polaco-lituana contra el Imperio Ruso en el siglo XIX, conocida como “Levantamiento de Enero” (1863-64).



Figura 1. Castillo Superior de Vilna, Lituania.

Posteriormente, el equipo liderado por el Dr. Rimantas Jankauskas, del Departamento de Anatomía, Histología y Antropología de la Universidad de Vilna (Lituania), comenzó las excavaciones arqueológicas sistemáticas, junto con las investigaciones antropológicas e históricas pertinentes, descubriendo un total de 21 restos humanos en 14 fosas de inhumación (Figuras 2 y 3). Con el objetivo de identificar los restos humanos, para el posterior entierro estatal, procedieron al análisis y la comparación cruzada de los datos

PM (edad, estatura, signos de ejecución y lesiones AM) con los datos AM (edad, fecha y modo de ejecución, y otros datos de los archivos históricos). Se realizó una búsqueda genealógica de parientes vivos y fallecidos para proceder a la identificación de los restos mediante ADN por medio de secuenciación de nueva generación. En noviembre de 2019, una vez identificados los restos, se realizó un entierro estatal con honores de los mismos.

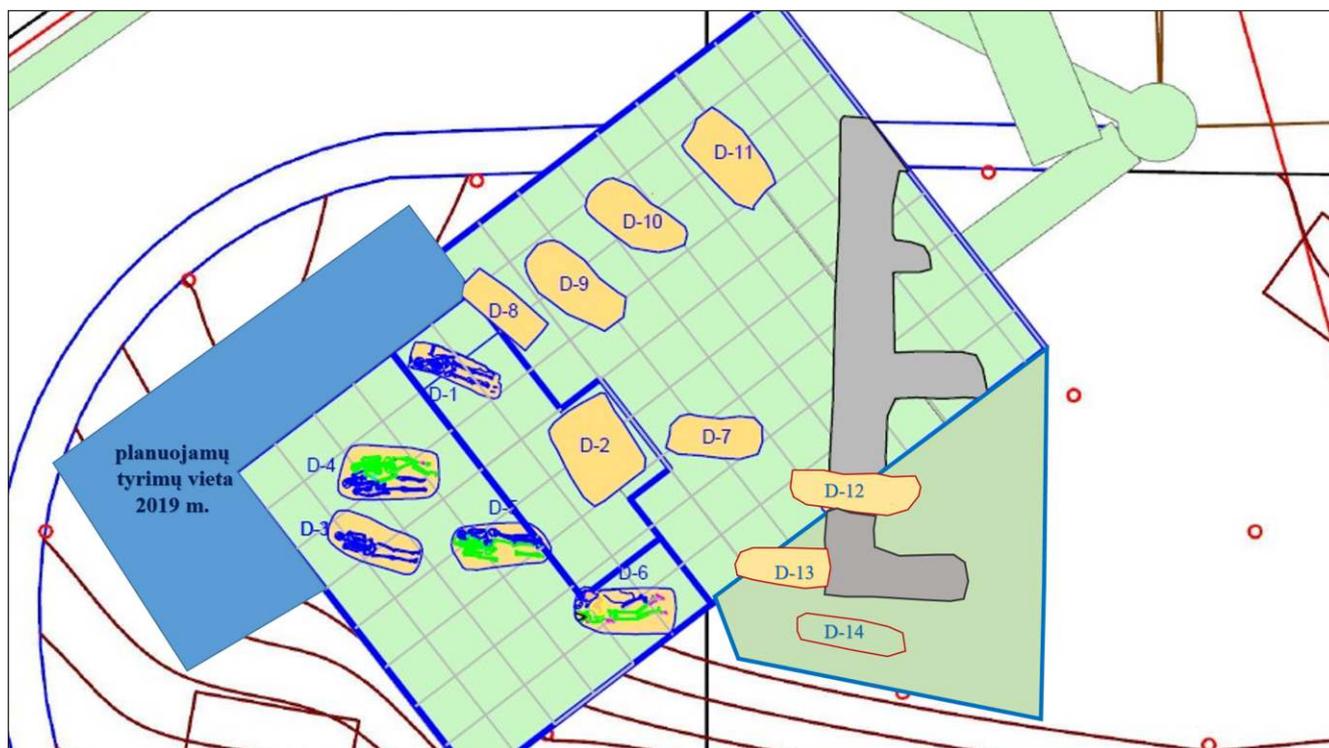


Figura 2. Representación de las 14 fosas de inhumación encontradas en el castillo.



Figura 3. Restos encontrados en una de las 14 fosas del Castillo Superior de Vilna (imagen de la izquierda) y detalle de artefacto (alianza de matrimonio con iniciales y fecha de la boda) utilizado para la identificación de uno de los sujetos (imagen de la derecha).

Además de los métodos de identificación mencionados anteriormente, debido a la disponibilidad de fotografías de 11 individuos, se realizó la Superposición Craneofacial (SCF). Esta técnica consiste en la comparación directa de la imagen o el modelo 3D de un cráneo del que se desconoce su identidad con la fotografía de una persona conocida, correlacionando su correspondencia morfológica para determinar, con un grado razonable de confianza, si pertenecen a la misma persona o no [1-3]

Aunque la técnica de SCF lleva aplicándose desde hace más de un siglo [4], sigue existiendo controversia dentro de la comunidad científica [5]. El reducido número de estudios y las limitaciones de estos [6], conduce a información contradictoria sobre su fiabilidad. En lugar de seguir una metodología uniforme, cada experto tiende a aplicar su propio enfoque al problema, basado en la disponibilidad tecnológica y el conocimiento sobre anatomía craneofacial, los tejidos blandos y sus relaciones. En el marco del proyecto europeo “Nuevas Metodologías y Protocolos de Identificación Forense por Superposición Craneofacial” (MEPROCS) [7], uno de los principales objetivos fue proponer un estándar común, evitando suposiciones particulares que pudiesen sesgar el proceso, para permitir la aplicación de la técnica de SCF en escenarios prácticos de identificación forense. La publicación se presentó como el primer estándar de SCF, donde se recogen las fuentes de error e incertidumbre a la hora de aplicar la técnica, 17 ítems de buenas prácticas y 4 prácticas a evitar. Además, incluye un documento con los requisitos técnicos y características deseables que deberían tener los sistemas de video-superposición y SCF asistida por ordenador para la correcta aplicación de la técnica.

En el presente estudio se ha seguido como enfoque metodológico los acuerdos del consorcio MEPROCS, mediante el uso del software Skeleton-ID™ [8], la primera y única herramienta software que cumple con todos los requisitos y funcionalidades deseables según dicho estándar (ver Sección 3). Además, Skeleton-ID incorpora un algoritmo de Inteligencia Artificial capaz de superponer de forma automática, y en menos de un segundo, un modelo 3D del cráneo sobre una fotografía de la cara a partir de un conjunto de landmarks y sus valores de tejido blando estimados. Por lo tanto, el presente trabajo representa la primera validación ciega del software en un escenario de identificación real, en el que se ha aplicado la técnica de SCF sobre todas las posibles parejas de datos AM-PM de manera independiente a las identificaciones llevadas a cabo por el equipo del Dr. Jankauskas en la Universidad de Vilna.

## 2. ANTECEDENTES HISTÓRICOS.

La rebelión del “Levantamiento de Enero” tuvo lugar entre el 22 de enero de 1863 y el 19 de abril de 1864 [9]. Fue una insurrección dirigida a la restauración de la Mancomunidad Lituano-polaca (actualmente Polonia, Lituania, Letonia, Bielorrusia, partes de Ucrania y Rusia occidental) contra el Imperio Ruso del zar Alejandro II, el cual había dividido la entidad entre Rusia, Austria y Prusia. El levantamiento contó con habitantes de cada una de las tierras divididas: Polonia (anteriormente el Reino de Polonia) y Lituania (anteriormente el Gran Ducado de Lituania). Fue la insurgencia más duradera en Polonia después de la partición. El conflicto involucró a todos los estamentos de la sociedad, y posiblemente tuvo profundas repercusiones en las relaciones internacionales contemporáneas y, en última instancia, provocó un cambio de paradigma social e ideológico en los eventos nacionales que tuvieron una influencia decisiva en el desarrollo posterior de la sociedad polaca [10].

Fue la confluencia de una serie de factores los que hicieron inevitable el levantamiento a principios de 1863. La nobleza polaca y los círculos burgueses urbanos anhelaron el estatus semiautónomo que habían disfrutado en el Congreso de Polonia antes de la insurgencia una generación anterior, en 1830, mientras que la juventud alentada por el éxito del movimiento de independencia italiano deseaba con urgencia el mismo resultado. Rusia se había debilitado por su aventura en Crimea e introdujo una actitud más liberal en su política interna que alentó al gobierno nacional clandestino de Polonia a planear un ataque organizado contra sus ocupantes rusos, no antes de la primavera de 1863. No habían contado con Aleksander Wielopolski, el jefe de la administración civil conservador pro-ruso en la división rusa, que se enteró de los planes. Wielopolski sabía que el ferviente deseo de independencia de sus compatriotas estaba llegando a un punto crítico, algo que quería evitar a toda costa. En un intento por descarrilar el movimiento nacional polaco, adelantó a enero el reclutamiento de jóvenes activistas polacos en el Ejército Imperial Ruso (durante 20 años de servicio). Esa decisión es lo que desencadenó el levantamiento de enero de 1863, el mismo resultado que Wielopolski había querido evitar. A finales de la primavera, principios del verano de 1863, el historiador Jerzy Zdrada [10] registra que había 35.000 polacos bajo las armas enfrentando a un ejército ruso de 145.000 hombres.

El 1 de febrero de 1863, el levantamiento se extendió al Gran Ducado de Lituania. Voluntarios, armas y suministros



Figura 4. “Polonia, 1863”, de Jan Matejko, 1864, Museo nacional, Cracovia –[11]. La imagen representa las consecuencias del levantamiento de enero de 1863.

comenzaron a llegar a través de las fronteras desde Galicia en la partición austriaca y desde la partición prusiana. También llegaron voluntarios de Italia, Hungría, Francia y de la propia Rusia. El mayor revés vino de la imposibilidad del campesinado para participar en la lucha, excepto en aquellas regiones que estaban dominadas por unidades polacas, que vieron un aumento de inscripción gradual entre sus filas.

A las protestas y la rebelión de los jóvenes reclutas pronto se unieron oficiales de alto rango polaco-lituanos y miembros de la clase política. Los insurreccionistas, aún mal organizados, fueron superados en número y carecían de suficiente apoyo extranjero, viéndose obligados a realizar tácticas peligrosas de guerra de guerrillas. Las represalias fueron rápidas y despiadadas. Las ejecuciones públicas y las deportaciones a Siberia persuadieron a muchos polacos para abandonar la lucha armada. Finalmente, los últimos insurgentes fueron capturados y ejecutados en 1864. Este conflicto armado ocasionó la muerte de más de 6.500

insurgentes polaco-lituanos y 10.000 rusos durante la rebelión. Después del colapso del levantamiento, siguieron duras represalias. Según la información oficial rusa, 396 personas fueron ejecutadas y 18.672 fueron exiliadas a Siberia. Se enviaron grandes cantidades de hombres y mujeres al interior de Rusia y al Cáucaso, los Urales y otras áreas remotas. En total, unas 70.000 personas fueron encarceladas y posteriormente exiliadas de Polonia y enviadas a regiones distantes de Rusia.

Dos de las figuras históricas más relevantes de este alzamiento fueron los comandantes de las fuerzas del Levantamiento en Lituania, Zygmunt Sierakowski y Konstanty Kalinowski.

Zygmunt Sierakowski, alias “Dolega”, nació en 1826 en una familia patriótica en Volhynia, Ucrania contemporánea. Su padre Ignacy participó en una lucha de independencia polaca previa conocida como el Levantamiento de noviembre. Al igual que Konstanty Kalinowski, estudió en

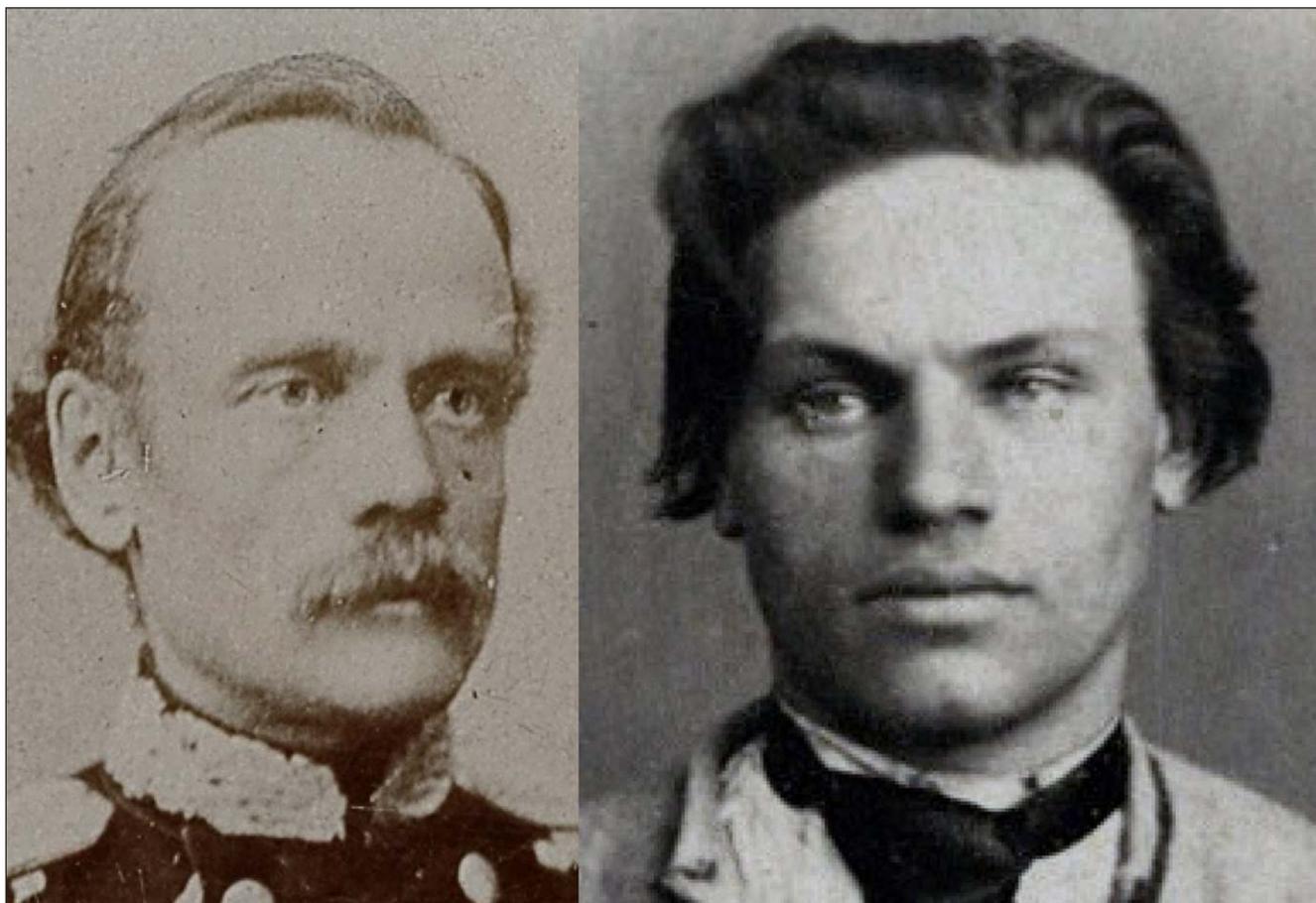


Figura 5. A la izquierda, Zygmunt Sierakowski (1826-63), a la derecha Konstanty Kalinowski (1838-64). Comandantes del Levantamiento de enero en Lituania.

San Petersburgo, y en 1859 se graduó con la medalla de oro de la Academia del Estado Mayor, obteniendo el rango de teniente y siendo derivado al Departamento de Estadística del Estado Mayor. En 1861 fue nombrado capitán del Estado Mayor y fue condecorado con la Orden de Santa Ana. Contrariamente a la opinión pública internacional, fue ahorcado el 27 de junio de 1863.

Konstanty Kalinowski nació en 1838 en el pueblo de Mostowlany ubicado en la Polonia contemporánea. Se graduó en el Departamento de Derecho de la Universidad de San Petersburgo, estableció un movimiento de insurgencia clandestino en la ciudad bielorrusa de Grodno en 1861 y, gracias a un manifiesto que publicó, los partidarios lituanos y bielorrusos del Levantamiento de Enero se unieron a la lucha por el renacimiento de la comunidad. Siguió siendo el comandante del levantamiento en Lituania y Bielorrusia hasta su juicio y ejecución el 22 de marzo de 1864.

El 22 de noviembre de 2019, los restos de Zygmunt Sierakowski, Konstanty Kalinowski y 19 participantes más del

Levantamiento de enero fueron enterrados con honores militares en un funeral estatal en el cementerio de Rossa en Vilna. El presidente de la República de Polonia, Andrzej Duda, el presidente de Lituania, Gitanas Naus da, y el viceprimer ministro bielorruso, Ihar Pietryszenko, asistieron a las ceremonias fúnebres.

### 3. MATERIAL Y MÉTODOS.

Con el objetivo de llevar a cabo las identificaciones pertinentes, el material enviado por el Dr. Jankauskas se limitó a los modelos tridimensionales de 19 cráneos de los 21 restos humanos encontrados (dos de los cráneos se perdieron durante las excavaciones arqueológicas) y 12 fotografías correspondientes a once candidatos diferentes. Para que las condiciones del estudio fuesen ciegas, no se tuvo acceso a la información correspondiente al perfil biológico (edad) de los candidatos, información de

elementos circunstanciales hallados en los restos (enseres personales como alianzas de matrimonio con las iniciales del nombre), o a la información obtenida de los registros históricos (fechas y modos de ejecución) con la que trabajó el equipo del Dr. Jankauskas. Por ello, debido a falta de información con las que hacer un triaje previo, este desafío de identificación supone un escenario de comparación cruzada que involucra un total de 216 (18x12) solapamientos cráneo-cara (SCC), correspondientes a 198 problemas de SCF. De manera independiente a los investigadores que trabajaron sobre todo el material AM y PM disponible (el equipo del Dr. Jankauskas), este método de identificación fue llevado a cabo en la Universidad de Granada por el antropólogo Rubén Martos, estudiante de doctorado en el campo de la identificación craneofacial y sin experiencia

previa en la resolución de casos.

Para abordar este complejo escenario de identificación, se utilizó el software Skeleton-ID™ versión 0.7.0 – Alpha 2 [8], desarrollado por Panacea Cooperative Research [12] y el algoritmo automático POSEST-SFO[13] para el SCC (incluido en el mismo software). Skeleton-ID™ es la primera herramienta que cuenta con todos los requisitos y características deseables propuestos por el consorcio MEPROCS[6] para la aplicación de la técnica de SCF asistida por ordenador (ver Tabla 1), con la finalidad de minimizar o evitar las principales fuentes de error, así como, tratar con las fuentes de incertidumbre inherentes a la aplicación de la técnica.

Tipo / nombre	Requisitos	Características deseables
Software para la localización de landmarks	Herramienta para la localización de landmarks en un solo píxel	Modo de barrido (Wipe)
Software para llevar a cabo el solapamiento cráneo-cara Mostrar landmarks	Mostrar landmarks Modo de transparencia Herramientas para rotar, trasladar y escalar el modelo 3D del cráneo Herramientas para proyectar correctamente el cráneo 3D en la imagen 2D	Interacción simultánea entre el cráneo 3D y la fotografía AM
Software para la evaluación de la correspondencia cráneo-cara	Modo de transparencia	Mostrar landmarks y contornos Modo de barrido (Wipe) Herramientas para medir la distancia Euclídea entre landmarks o perímetros Herramientas para el marcado de

Tabla 1. Requisitos y características deseables del software de SCF según el consorcio MEPROCS.

Para la aplicación de la técnica, se ha seguido un proceso de 3 etapas consecutivas (Figura 6), las cuales se han descrito en las revisiones bibliográficas más recientes del campo de SCF [6, 14]:

- 1) La adquisición y el procesamiento de los materiales, es decir, escaneado 3D del cráneo y escaneado de las fotografías faciales AM y la posterior localización de los puntos craneométricos y cefalométricos.
- 2) El SCC, que trata de lograr el mejor solapamiento posible del cráneo en una sola fotografía AM. Este proceso se repite para cada fotografía disponible del mismo candidato, obteniendo diferentes SCCs.
- 3) La toma de decisiones, que evalúa el grado de soporte de ser la misma persona o no (exclusión) en función de los SCCs anteriores. Esta decisión se ve influenciada por la correlación morfológica entre el cráneo y la cara, la coincidencia entre los puntos faciales de acuerdo con la profundidad del tejido blando y la consistencia entre las posibles asimetrías.

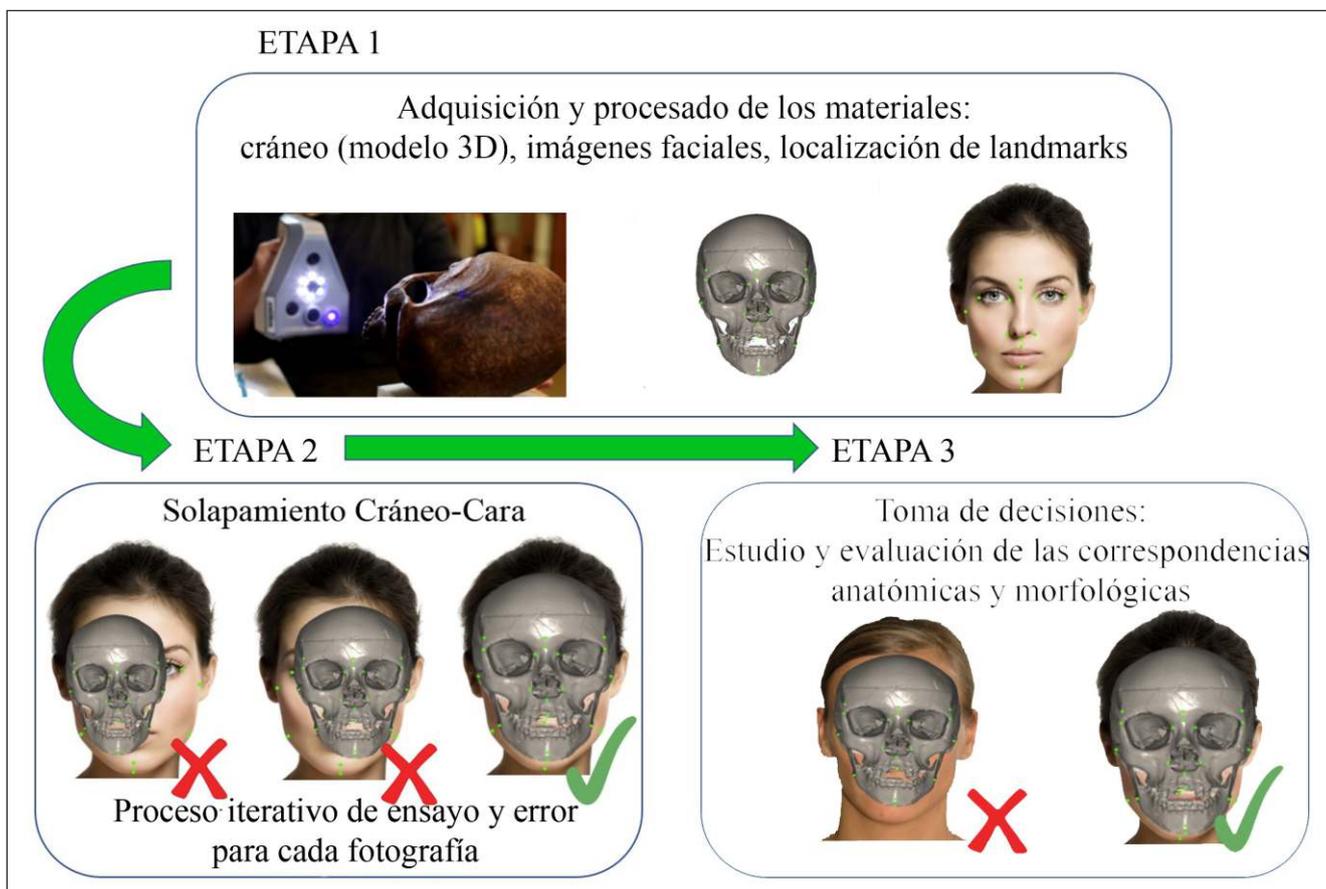


Figura 6. Etapas del proceso asistido por ordenador de Superposición Craneofacial –.

A continuación, se describen las tareas llevadas a cabo, siguiendo las “buenas prácticas” definidas por el consorcio MEPROCS [7] siempre que fuera posible, así como las herramientas de Skeleton-ID™ empleadas en cada una de las etapas.

### 3.1. Etapa 1. Adquisición y procesado de los materiales.

Para obtener el modelo tridimensional de los 18 cráneos se empleó un escáner 3D de luz estructurada (Go!SCAN 20™). Este trabajo fue realizado por el equipo del Dr. Jankauskas en Vilna, que de acuerdo con las buenas prácticas definidas en MEPROCS, escaneo por separado la mandíbula y el resto del cráneo. Para la articulación de ambos modelos 3D se utilizó el algoritmo automático desarrollado en [28]. Las 12 fotografías de los candidatos fueron obtenidas por el equipo del Dr. Jankauskas de distintas fuentes de los registros históricos y posteriormente digitalizadas utilizando un escáner Epson Perfection v700, manteniendo la relación de aspecto original. Posteriormente, el Sr. Martos

las clasificó en función de la idoneidad de las mismas para aplicar la técnica de SCF (ver Tabla 2).

Los landmarks utilizados para la identificación fueron los de la cara y el cráneo, y preferiblemente aquellos localizados en zonas en las que el grosor del tejido blando es menor, con menor variación como consecuencia de cambios relacionados con la edad, el peso o las expresiones faciales. Se seleccionó un conjunto de 17 landmarks cefalométricos y sus homólogos craneométricos [17] (Figura 7), que posteriormente fueron marcados por el Sr. Martos en los modelos 3D del cráneo y las fotografías. Atendiendo a las recomendaciones de MEPROCS [7], se le pidió a un antropólogo de la Universidad de Vilna que localizase los landmarks craneométricos en el cráneo real, antes de proceder a su escaneado, para guiar posteriormente su localización con el ordenador. Sin embargo, dicho marcado no se tuvo en cuenta debido a varias discrepancias en la localización de ciertos landmarks, según el criterio del antropólogo Rubén Martos, por lo que se hizo necesario un nuevo marcado sobre los modelos 3D.

Caso AM	N° de Fotos	Pose	Dientes visibles	Resolución (píxeles)	PPP	PEP	Calidad para SCF
AM 1	1	Lateral	No	2158 x 3475	800	371.6	Alta
AM 3	1	Frontal	No	5900 x 7085	800	291.1	Alta
AM 4	1	Frontal	No	2847 x 4244	600	101.9	Alta
AM 6	2	Lateral	No	1017 x 1654	350	72.1	Suficiente
		Frontal	No	1008 x 1712	300	102.2	Alta
AM7	1	Lateral	No	720 x 576	96	108.6	Alta
AM 12	1	Frontal	No	1165 x 1647	180	37	Baja
AM 17	1	Lateral	No	1138 x 1836	96	123.3	Alta
AM 18	1	Lateral	No	289 x 294	300	26	Baja
AM 19	1	Frontal	No	638 x 1067	300	53	Baja
AM 20	1	Frontal	No	1069 x 1490	180	40	Baja
AM 21	1	Frontal	No	496 x 624	72	60	Suficiente

Tabla 2. Clasificación de las 12 fotografías AM en función de sus características e idoneidad para SCF. PPP = píxeles por punto; PEP = píxeles entre las pupilas.

Se utilizó Skeleton-ID™ para cargar y visualizar las fotografías y modelos 3D de los cráneos. Posteriormente, se utilizaron las herramientas recomendadas por MEPROCS y disponibles en el software para el marcado de los puntos cefalométricos y craneométricos (Imagen 6):

- Herramienta de cruceta y líneas transversales auxiliares 2D para facilitar el marcado con precisión de los puntos cefalométricos (en un solo píxel) con relación a otros puntos o estructuras anatómicas.
- Herramienta para establecer el plano de Frankfurt en el cráneo.
- Visualización de 4 pantallas simultáneas donde se muestran las distintas Normas craneales en plano de Frankfurt, facilitando el marcado y refinamiento de los puntos craneométricos.
- Herramienta de cruceta y líneas transversales auxiliares 3D para facilitar el marcado con precisión de los puntos craneométricos en relación a otros puntos o estructuras anatómicas, permitiendo interactuar con dos vistas a la vez, y localizar de manera unívoca el punto más anterior o posterior de una región dentro de la superficie del modelo 3D.

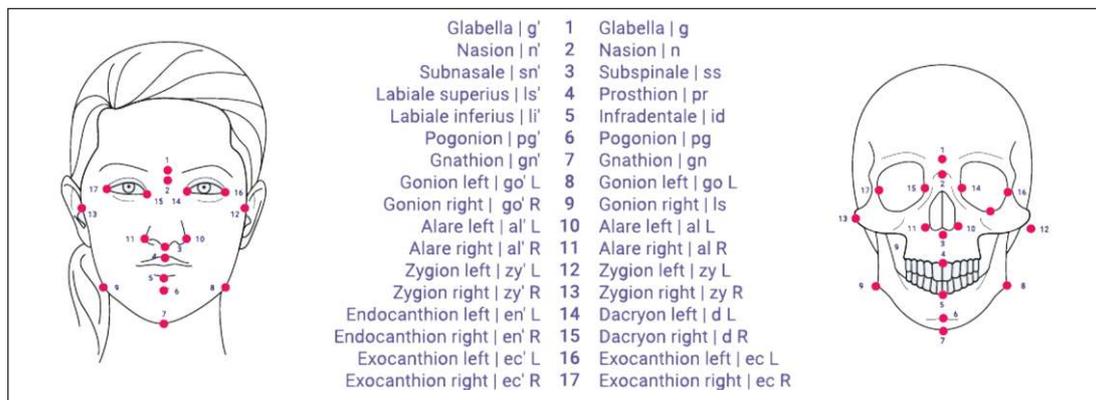


Figura 7. Listado de landmarks cefalométricos y craneométricos considerados durante el proceso de SCF.

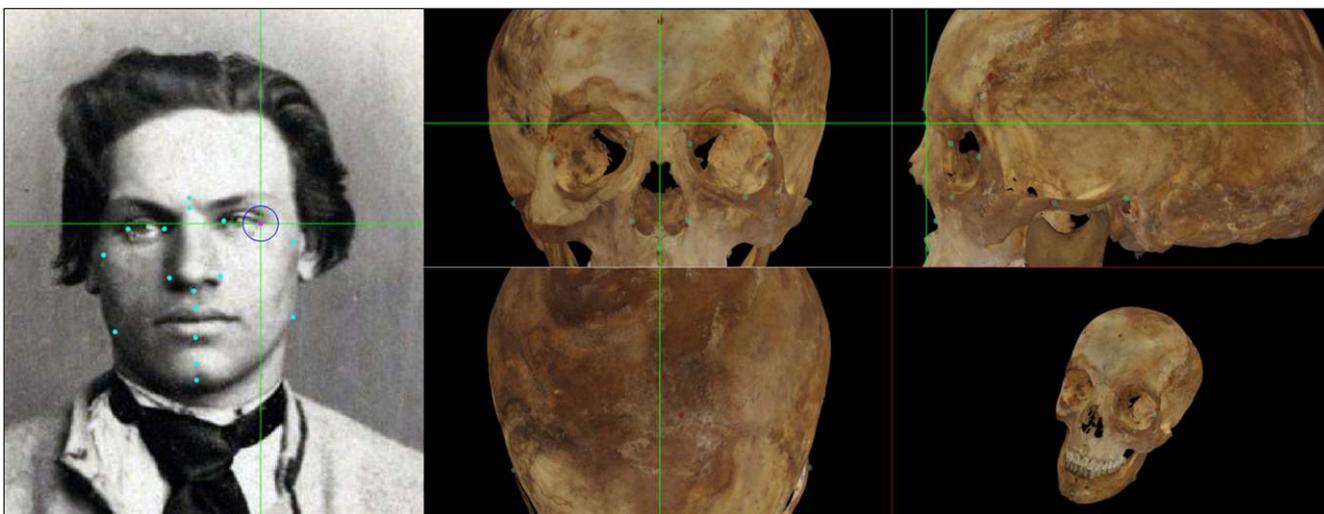


Figura 8. Localización de landmarks cefalométricos (izquierda) y craneométricos (derecha) mediante las herramientas proporcionadas para tal fin por Skeleton-ID™.

### 3.2. Etapa 2. Solapamiento cráneo-cara.

Los 216 SCCs se obtuvieron mediante un novedoso algoritmo automático, denominado “POSEST-SFO” [13] (Figura 9). Dicho algoritmo resuelve un sistema de ecuaciones polinómicas que relacionan las distancias entre los puntos craneales y faciales antes y después de la proyección del modelo 3D del cráneo sobre la cara en la fotografía. Este método es extremadamente rápido, ya que en menos de 78 milisegundos es capaz de obtener un solapamiento.

Posteriormente, se procedió al refinamiento manual en aquellos casos en los que fue necesario (aquellos en los que, debido a la oclusión de ciertos puntos, la superposición no se había realizado correctamente según el criterio del antropólogo Rubén Martos).

Para los datos del tejido blando se utilizaron los valores medios publicados en Stephan y col. [18] para población mundial de edad adulta.

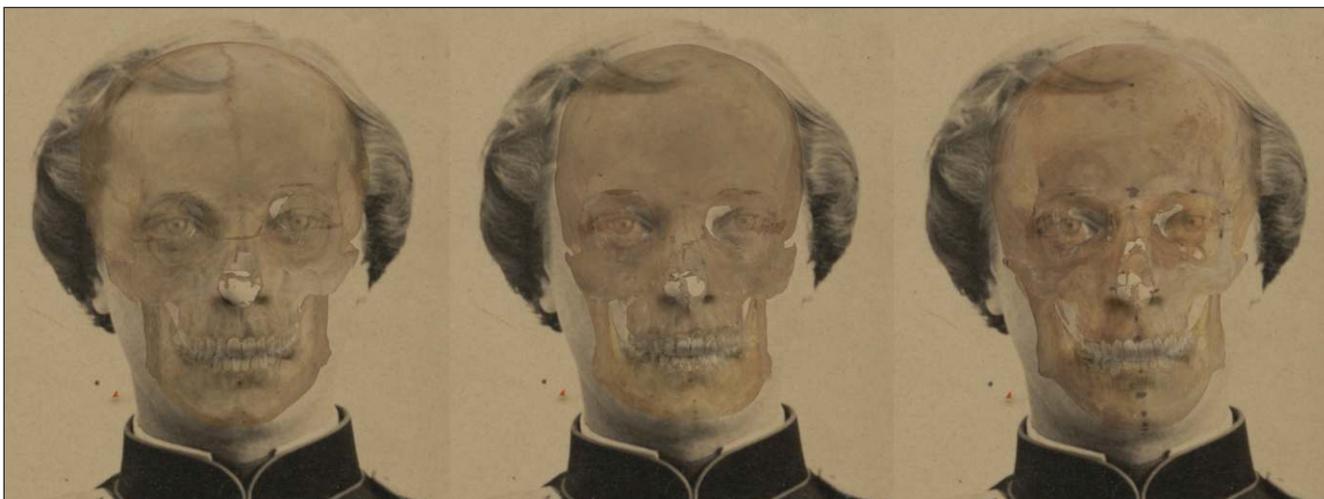


Figura 9. SCCs correspondientes a 3 cráneos diferentes sobre la misma fotografía, obtenidos mediante el algoritmo automático POSEST-SFO.

Se utilizó Skeleton-ID™ para aplicar el algoritmo automático de superposición y el refinamiento manual del modelo 3D del cráneo sobre la fotografía, mediante las herramientas de rotación, escalado y proyección. Análogamente, cuando se

consideró oportuno, se utilizaron las operaciones de cámara avanzada (cambio de la distancia cámara-sujeto, distancia focal y punto principal de la imagen).

### 3.3. Etapa 3. Toma de decisiones.

Para llegar a una conclusión sobre cada superposición, se han utilizado una serie de criterios morfológicos para la evaluación de la consistencia anatómica entre el cráneo superpuesto y la fotografía. Estos criterios se agrupan en: (1) el estudio de asimetrías faciales; (2) la concordancia entre los contornos de la cara y el cráneo; (3) el análisis del emparejamiento de landmarks cefalométricos y craneométricos considerando el grosor del tejido blando; y (4) la relación posicional de las estructuras faciales y esqueléticas. Las definiciones de estos criterios se pueden encontrar en Chai y col. [19], Austin y Maples [20], Yoshino y col. [21, 22], o Jayaprakash y col. [23], entre otros.

Los criterios más representativos utilizados para la evaluación de la correspondencia morfológica en este estudio se pueden observar en la Tabla 3.

Estos criterios se evaluaron de manera visual con la ayuda de las herramientas específicas de transparencia y wipe propuestas por MEPROCS, junto con la visualización de los datos de tejido blando, disponibles para tal efecto en Skeleton-ID™ (Figura 10):

- Herramientas para el cambio de opacidad (transparencia), y wipe, para ocultar parte del cráneo, de manera que permiten la evaluación de la correspondencia morfológica y la posición de las estructuras anatómicas (Figura 10).
- Visualización y análisis de la consistencia del tejido blando a través de conos (Figura 11). El tamaño de este cono vendrá determinado por el estudio de tejido blando definido y consta de tres regiones: en rojo se visualizan distancias de tejido blando inferiores a las que tiene cabida dentro del estudio de tejido blando, en amarillo estarían los datos del estudio por encima de la media más tres veces la desviación típica y por debajo de la media menos tres veces la desviación típica. La franja de color amarillo daría cabida al 99,7% de la distribución, de acuerdo con el teorema de Chebyshev, el cual asume una distribución normal de los datos. Finalmente, en verde se encuentran los grosores de tejido blando entre la media  $\pm$  la desviación típica. El análisis consistirá en determinar, para cada landmark cefalométrico, la región del cono del landmark craneométrico correspondiente en la que se encuentra, o constatar la inconsistencia en ese punto.

Consistencia de los contornos óseos y faciales / curvas morfológicas.	El contorno del hueso frontal sigue el contorno de la frente.
	La altura del cráneo y la cabeza es similar (explica la variación en el tejido blando y la distorsión en la percepción creada por la presencia del cabello).
	El ancho del cráneo rellena el área de la frente en la cara.
	La longitud del cráneo desde menton a bregma encaja dentro de la cara.
	La línea lateral del hueso cigomático coincide con el contorno de la mejilla.
	El contorno de la barbilla es consistente con el contorno del mentón.
	El arco superciliar sigue el margen supraorbital.
Relación posicional entre el cráneo y la cara.	El porion se alinea justo posterior al trago, ligeramente inferior al núcleo del hélix.
	El tubérculo de Whitnall se alinea con el exocanthion en el plano horizontal y verticalmente se encuentra medial al tubérculo. El ancho orbital es consistente con la fisura del ojo.
	El margen medial de las órbitas se alinea y superpone con los endocanthion.
	El margen inferior de la abertura piriforme coincide con subnasale.
	El ancho y la altura de la abertura piriforme se encuentran dentro de los bordes de la nariz.
Grosor del tejido blando facial en los pares de puntos homólogos	Visualización de los datos de tejido blando de las parejas de landmarks homólogos a través de conos, cuyo tamaño está determinado por el estudio de tejido blando definido.
Asimetrías faciales	Asimetrías en el área nasal.
	Asimetrías en el área cigomática.
	Asimetrías en las orbitas.

Tabla 3. Descripción de los criterios morfológicos más representativos utilizados para la evaluación de la correspondencia morfológica.

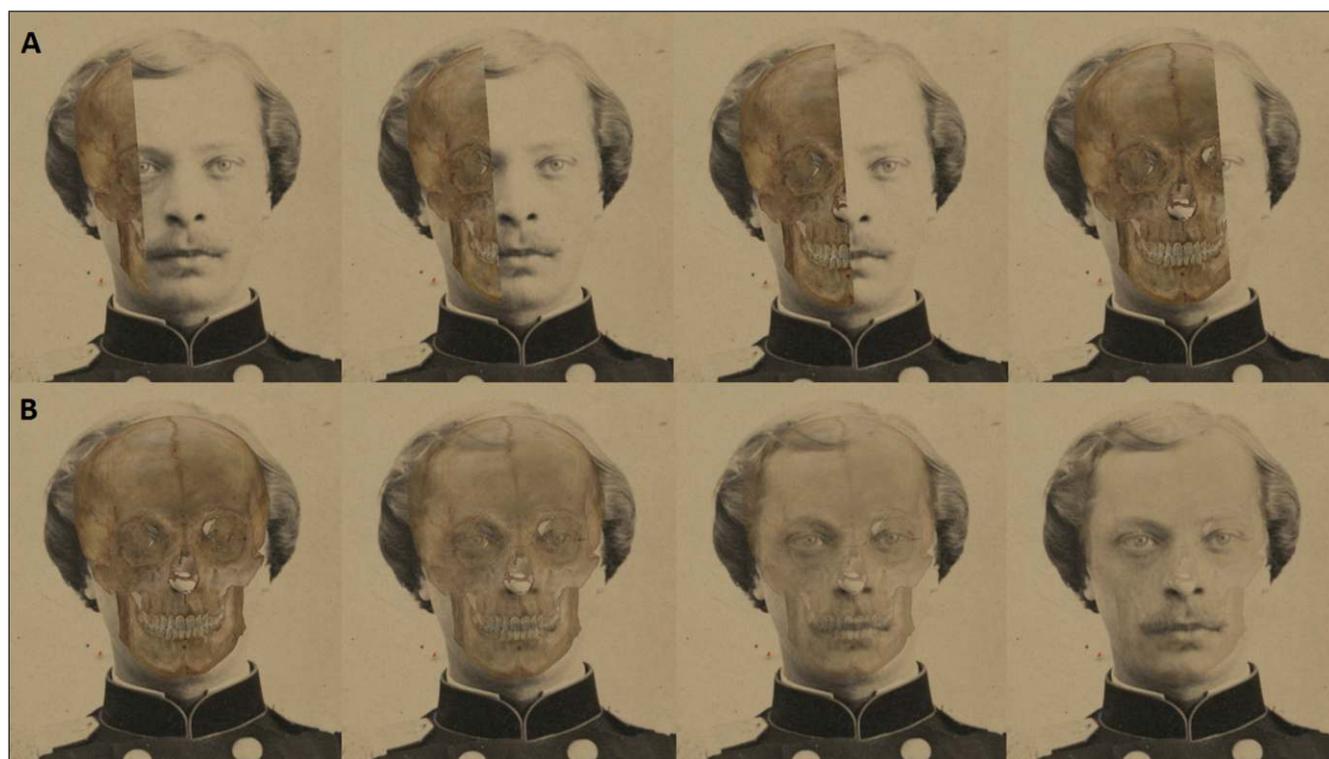


Figura 10. Evaluación de criterios morfológicos en un SCC con Skeleton-ID. A) Evaluación visual del contorno del margen supraorbital y el arco superciliar mediante una secuencia de barrido con la herramienta wipe. Se puede observar como el arco superciliar sigue el margen supraorbital consistentemente; B) Evaluación visual de la relación posicional de las estructuras anatómicas entre el cráneo y la cara mediante una secuencia de transparencia (80%, 60%, 40%, 20%) con la herramienta de opacidad. Se puede observar como la fisura del ojo es consistente con el ancho orbital y como la altura y la anchura de la abertura

#### 4. RESULTADOS.

Teniendo en cuenta los materiales examinados y la consistencia de la correspondencia entre el cráneo y la cara, se proporcionó una decisión final dentro de la escala establecida por el consorcio MEPROCS, asignando un valor en términos de soporte fuerte, moderado o limitado a la afirmación de que el cráneo y la imagen facial perteneciesen (o no) a la misma persona (ver Tabla 4). Además, se tuvieron en cuenta posibles características discriminatorias para la modificación del grado final de soporte dando una explicación adecuada.

Tomando por buenos los resultados de identificación proporcionados por el Dr. Jankauskas, el cual se basó en los

resultados ofrecidos por diferentes métodos de identificación y elementos circunstanciales según se explica en la Tabla 5, se llevó a cabo el cálculo de la matriz de confusión (ver Tabla 6) para comparar las decisiones tomadas por el antropólogo Rubén Martos con los verdaderos positivos y negativos. Esta última revela una tasa de decisiones correctas del 98,76%, con ningún falso negativo, pero con dos falsos positivos. Además, en 36 de los 198 casos de SCF no se pudo alcanzar una decisión (indeterminada) debido a la mala calidad de dos de las fotografías. Las imágenes correspondientes a los casos positivos pueden encontrarse en el anexo de este trabajo.

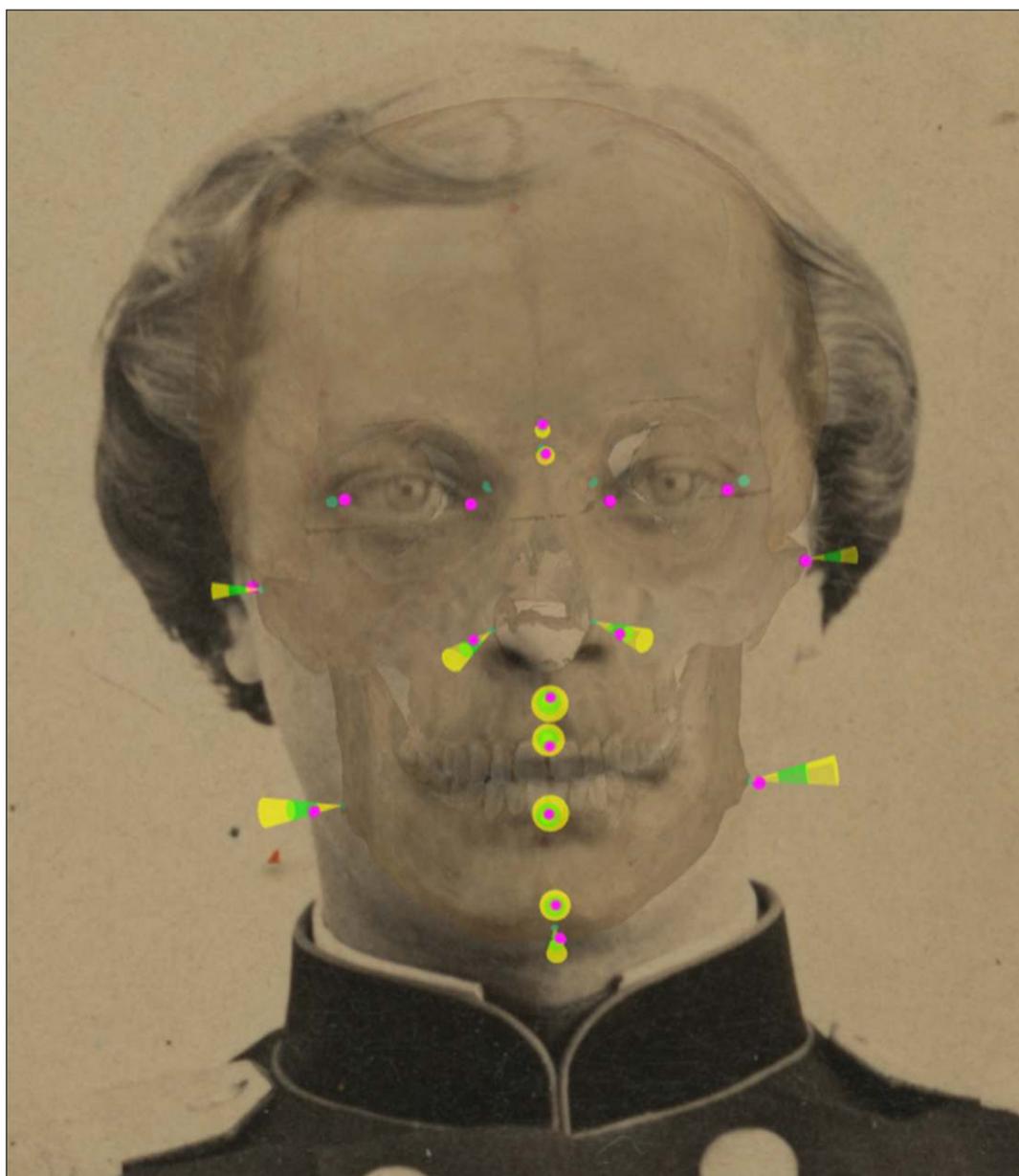


Figura 11. Visualización y análisis de la consistencia del tejido blando a través de conos con Skeleton-ID. Para ello se analiza el encaje de cada landmark cefalométrico (color magenta) dentro del cono con el que se representa el tejido blando aplicado sobre su landmark craneofacial homólogo. Podemos observar cómo, en la franja verde, se encuentran los grosores de tejido blando entre la media  $\pm$  la desviación típica ( $n' - n$ ,  $al' L - al L$ ,  $al' R - al R$ ,  $sn' - ss$ ,  $ls' - pr$ ,  $li' - id$ ,  $pg' - pg$ ,  $gn' - gn$ ). En la franja amarilla, los grosores entre la media + la desviación típica y la media + 3 veces la desviación típica ( $g' - g$ ) y los grosores entre la media - la desviación típica y la media - 3 veces la desviación típica ( $zy' L - zy L$ ,  $zy' R - zy R$ ,  $go' L - go L$ ,  $go' R - go R$ ). Las parejas  $en' - d$  y  $ex' - ec$  no se han analizado debido a la ausencia de datos en el estudio de grosor de tejido blando utilizado.

Finalmente, tras realizar las correspondientes evaluaciones morfológicas, se asignó el grado de soporte (limitado, moderado o fuerte) que puede lograr un caso de

identificación de SCF específico, en consonancia con la calidad y la cantidad del material disponible (fotografías AM, mandíbula, y cráneo) según los criterios

	Grado de soporte	# Decisiones	Observaciones
De ser la misma persona	Positivo Fuerte	1	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>2 fotografías en diferentes poses con suficiente calidad.</li> <li>Las parejas de landmarks se encuentran dentro de la media <math>\pm</math> la desviación estándar acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>Los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son fuertemente consistentes.</li> <li>Las asimetrías observadas son consistentes en cráneo y cara.</li> </ul>
	Positivo Moderado	4	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>Una fotografía de buena calidad.</li> <li>La mayoría de parejas de landmarks se encuentran dentro de la media <math>\pm</math> la desviación estándar acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>Los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son fuertemente consistentes.</li> </ul>
	Positivo Limitado	4	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>Una fotografía de suficiente o poca calidad.</li> <li>La mayoría de parejas de landmarks se encuentran dentro de la media <math>\pm</math> la desviación estándar acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>La mayoría de los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son moderadamente consistentes.</li> </ul>
De NO ser la misma persona	Indeterminado	36	<ul style="list-style-type: none"> <li>La consistencia anatómica cráneo-cara no puede ser evaluada debido a la mala calidad de la fotografía.</li> </ul>
	Negativo Limitado	64	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>Una fotografía de suficiente o poca calidad.</li> <li>La mayoría de las parejas de landmarks se encuentran fuera del rango acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>La mayoría de los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son inconsistentes.</li> </ul>
	Negativo Moderado	72	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>Una fotografía de buena calidad.</li> <li>La mayoría de las parejas de landmarks se encuentran fuera del rango acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>La mayoría de los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son inconsistentes.</li> </ul>
	Negativo Fuerte	17	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cráneo completo con mandíbula.</li> <li>2 fotografías en diferentes poses con suficiente calidad.</li> <li>La mayoría de las parejas de landmarks se encuentran fuera del rango acorde al estudio estadístico utilizado.</li> <li>La mayoría de los criterios anatómicos analizados entre el cráneo y la cara son inconsistentes.</li> <li>Las asimetrías observadas son inconsistentes en cráneo y cara.</li> </ul>
	Total	198	

Tabla 4. Número de casos clasificados en cada uno de los grados de soporte atendiendo a las observaciones propuestas por el consorcio MEPROCS.

Caso AM	Decisión SCF (Caso PM)	Ground Truth (Caso PM)	Método de identificación.
AM1	-	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>Restos no encontrados en las fosas de inhumación.</li> </ul>
AM3	K4P7	K4P7	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico: dos individuos ejecutados el mismo día y enterrados en la misma fosa (el otro individuo fue identificado por ADN).</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>
AM4	K12P18	K12P18	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> </ul>
AM6	K3P5	K3P5	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico: alianza de matrimonio con iniciales y fecha de la boda.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial (dos fotografías en poses diferentes).</li> </ul>
AM7	K13P19	K13P19	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>
AM12	K2P2	K2P4	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico: único caso de 3 individuos ejecutados el mismo día.</li> <li>Edad (el mayor de los 3), sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> </ul>
AM17	K6P11	K6P11	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico: dos individuos ejecutados el mismo día, enterrado con Dormanowski.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>
AM18	-	K6P10	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico: dos individuos enterrados el mismo día, enterrado con AM17.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>
AM19	K5P8	K14P20	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico.</li> <li>Identificación mediante una muestra de ADN de su hermano, exhumado de otro cementerio histórico.</li> </ul>
AM20	K8P13	K8P13	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>
AM21	K1P1	K1P1	<ul style="list-style-type: none"> <li>Contexto arqueológico.</li> <li>Edad, sexo y modo de ejecución coincidentes.</li> <li>Superposición craneofacial.</li> </ul>

Tabla 5. Decisiones binarias (que cráneo corresponde a cada caso AM) tomadas por el antropólogo Rubén Martos (segunda columna) y resultados de identificación (tercera columna) del equipo del Dr. Jankauskas. En la última columna se enumeran los distintos métodos de identificación y elementos de juicio que llevaron al equipo del Dr. Jankauskas a establecer la identificación positiva.

## 5. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN.

Por primera vez se ha abordado un escenario complejo de múltiples comparaciones mediante SCF, en un estudio ciego, sobre un escenario real de identificación en una fosa común con 19 cráneos. Se ha validado la primera herramienta diseñada de forma específica para SCF, Skeleton-ID™, que cumple con los estándares y requisitos para un software de

SCF definidos por el consorcio MEPROCS. Esta validación es extensible al algoritmo automático de SCC que incluye dicho software.

La altísima tasa de aciertos y el incontable ahorro en tiempo hablan del enorme beneficio que puede suponer el uso de un software específico junto con algoritmos basados en IA y el marco metodológico de MEPROCS. No obstante, durante la

elaboración de este estudio se han tenido que abordar numerosas desventajas, que han propiciado un escenario más complejo si cabe, y que a buen seguro han tenido un impacto negativo en la etapa de toma de decisiones:

- No se ha tenido acceso a los cráneos originales (únicamente a los modelos 3D digitales).
- Los dientes no eran visibles en las fotografías (imposibilitando la comparación dental).
- Únicamente se disponía de una fotografía en una única pose para 11 de los 12 individuos.
- Las fotografías utilizadas eran muy antiguas (más de 150 años), por lo que no se tenía acceso a los metadatos (modelo de cámara y focal utilizada) y la calidad de algunas era inaceptable para la aplicación de la SCF.

Todas estas limitaciones son, hoy en día, fácilmente salvables dado el multitudinario uso de las cámaras del teléfono móvil. Parece coherente pensar que en casos actuales tengamos acceso a decenas de fotografías digitales recientes, en distintas poses, de calidad suficiente y donde se haga visible

parte de la dentadura.

Pese a las dificultades encontradas, los resultados obtenidos son positivos. Los únicos errores (falsos positivos) se produjeron en dos casos que se clasificaron como positivos con un apoyo limitado (el menor grado de soporte posible dentro de la escala MEPROCS). Nótese que el proceso de identificación se abordó desde un principio como un escenario cerrado, en el cual entre los 19 cráneos analizados debían encontrarse los 11 individuos de las fotografías. Finalmente, resultó no ser así tras las investigaciones del equipo del Dr. Jankauskas, realizadas en paralelo a este estudio. De esta manera, los dos casos clasificados como falsos positivos se hicieron atendiendo a los pocos criterios que podían correlacionarse de manera positiva dentro de la baja calidad de las fotografías y los 19 cráneos. De esos dos casos, el cráneo perteneciente al sujeto AM19 no se encontraba entre los modelos 3D facilitados al antropólogo Rubén Martos y la fotografía correspondiente al sujeto AM12 era errónea (etiquetada con el nombre del sujeto equivocado). Es importante destacar que una decisión positiva en términos de apoyo limitado no debe tomarse como una evidencia en la identificación, sino como un apoyo complementario para guiar la investigación.

Caso AM	# Casos de SCF	Indeterminados	VP	VN	FP	FN	% Decisiones correctas
AM1	18	18	0	0	0	0	-
AM3	18	0	1	17	0	0	100%
AM4	18	0	1	17	0	0	100%
AM6	18	0	1	17	0	0	100%
AM7	18	0	1	17	0	0	100%
AM12	18	0	0	17	1	0	94,4%
AM17	18	0	1	17	0	0	100%
AM18	18	18	0	0	0	0	-
AM19	18	0	0	17	1	0	94,4%
AM20	18	1	0	17	0	0	100%
AM21	18	0	1	17	0	0	100%
<b>TOTALES</b>	<b>198</b>	<b>37</b>	<b>6</b>	<b>153</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>98,76%</b>

Tabla 6. Matriz de confusión donde se muestra el porcentaje de decisiones correctas alcanzado por Rubén Martos en la evaluación de los 198 casos de SCF. En cada columna se detallan el número de falsos positivos (FP) y negativos (FN), verdaderos positivos (VP) y negativos (VN), así como los casos indeterminados.

Cabe mencionar el caso del sujeto AM4, cuya fotografía facilitada correspondía en realidad a la fotografía de su hermano. Pese a no ser la foto del individuo en cuestión, se llegó a la misma conclusión que el Dr. Jankauskas, asignando el mismo cráneo (K12P18) con un grado de apoyo limitado. Una de las posibles explicaciones pudiera ser que, al tratarse de hermanos, la morfología facial fuese muy parecida entre

ambos y dada la baja calidad de la imagen, los criterios morfológicos generales analizados fuesen similares. Aunque existen estudios sobre la similitud en la morfología craneofacial en gemelos [26, 27], en base a nuestro conocimiento, no existe ningún estudio que use la técnica de SCF para llevar a cabo comparaciones cráneo-cara entre hermanos, familiares cercanos o descendientes.

Otro dato muy relevante se refiere al tiempo empleado para realizar el estudio. El uso de la herramienta Skeleton-ID™ ha permitido que en un total de 90 horas un antropólogo inexperto fuese capaz de situar de manera precisa los landmarks craneométricos y cefalométricos, realizar 216 SCCs (18 cráneos 3D x 12 fotografías faciales), analizar las correspondencias morfológicas y llegar a conclusiones sobre la mayoría de los casos abordados. El gran potencial de las herramientas y los algoritmos automáticos basados en IA reside en la capacidad de ejecutar tareas que para el experto son tediosas, propensas a errores y que requieren mucho tiempo como es el caso del SCC. De esta manera, estas herramientas permitirán el abordaje y la resolución de un mayor número de casos en un tiempo menor.

Los resultados obtenidos de manera semi-automática (antropólogo + uso del algoritmo automático de SCC) suponen un nuevo empuje en la dirección de la consideración de la SCF como técnica de identificación forense. Tanto el enfoque metodológico [25, 28, 29] como la tecnología disponible [13, 15, 16] han avanzado mucho en los últimos años y demuestran su utilidad incluso en escenarios sumamente complejos como el abordado en este trabajo. El futuro de la técnica de SCF pasa, en opinión de los autores, por los siguientes puntos:

- La necesidad de una formación multidisciplinar (anatomía/morfología facial y conceptos de fotografía/fotogrametría) y específica (localización de landmarks, solapamiento cráneo-cara, análisis de correspondencias morfológicas).
- La aplicación rigurosa y metodológica de la técnica de SCF (siguiendo las buenas prácticas y consideraciones establecidas por el consorcio MEPROCS).
- El uso de herramientas informáticas diseñadas específicamente para la tarea de SCF.
- El uso de algoritmos de IA para apoyar al experto en las diferentes etapas del proceso.

Los trabajos futuros que nos planteamos en la línea de validación de la técnica de SCF y la herramienta Skeleton-ID pasan por la utilización de nuevos algoritmos de IA (localización automática de landmarks en fotografías y modelos 3D de cráneos, un nuevo algoritmo de SCC que trabaja sobre varias fotografías al mismo tiempo y un sistema de soporte a la toma de decisiones [30, 31]) y el estudio del impacto de cada uno de estos en la precisión de los resultados alcanzados en diferentes escenarios de identificación (fosas comunes históricas, casos de personas desaparecidas recientes, etc.). Así mismo, nos planteamos llevar a cabo estudios donde participen varios expertos para

poder medir la variabilidad inter-experto a la par que estudiaremos la fiabilidad de un enfoque totalmente automático.

## 6. AGRADECIMIENTOS.

Este trabajo ha sido cofinanciado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades, a través de las subvenciones SNEO-20191236 (programa Neotec del CDTI), PTQ-17-09306 (programa Torres Quevedo) y PGC2018-101216-B-I00 (proyecto EXASOCO), todos ellos incluyendo fondos FEDER.

## 7. BIBLIOGRAFÍA.

1. KROGMAN W, ISCAN M. *The Human Skeleton in Forensic Medicine*. Springfield: Charles C Thomas Publisher, LTD, 1986.
2. ISCAN MY, HELMER RP. *Forensic analysis of the skull*. Wiley-Liss, 1993.
3. WILKINSON C, RYNN C (eds). *Craniofacial Identification*. 1 edition. Cambridge; New York: Cambridge University Press, 2012.
4. GLAISTER J, BRASH JC. *Medico-legal aspects of the Ruxton case*. Baltimore: W. Wood & Co., 1937.
5. JAYAPRAKASH PT, HADI H, SRINIVASAN A, et al. Gaudio D, Olivieri L, De Angelis D, Poppa P, Galassi A, Cattaneo C. Reliability of craniofacial superimposition using three-dimension skull model. *J Forensic Sci* 2016; 61(1):5-11. *Journal of Forensic Sciences* 2016; 61: 1390-1393.
6. HUETE MI, IBÁÑEZ O, WILKINSON C, et al. Past, present, and future of craniofacial superimposition: Literature and international surveys. *Leg Med (Tokyo)* 2015; 17: 267-278.
7. DAMAS S, WILKINSON C, KAHANA T, et al. Study on the performance of different craniofacial superimposition approaches (II): Best practices proposal. *Forensic Science International* 2015; 257: 504-508.
8. Skeleton-ID, <https://skeleton-id.com/> (accessed 8 June 2020).
9. VITKUS G (ed) *Wars of Lithuania: A Systemic Quantitative Analysis of Lithuania's National Wars in the Nineteenth and Twentieth Centuries*. Vilnius: Eugrimas, 2014.
10. Powstanie styczniowe - Muzeum Historii Polski, <http://muzhp.pl/pl/c/983/powstanie-styczniowe> retrieved 2019%20june%202018 (accessed 20 May 2020).

11. January Uprising. *Wikipedia*, [https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=January\\_Uprising&oldid=955460920](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=January_Uprising&oldid=955460920) (accessed 20 May 2020).
12. Panacea Cooperative Research, <https://panacea-coop.com/index.php/es/> (accessed 8 June 2020).
13. VALSECCHI A, DAMAS S, CORDÓN O. A Robust and Efficient Method for Skull-Face Overlay in Computerized Craniofacial Superimposition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2018; 13: 1960-1974.
14. DAMAS S, CORDÓN O, IBÁÑEZ O, et al. Forensic identification by computer-aided craniofacial superimposition: A survey. *ACM Comput Surv* 2011; 43: 27:1-27:27.
15. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, et al. Modeling Facial Soft Tissue Thickness for Automatic Skull-Face Overlay. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2015; 10: 2057-2070.
16. BERMEJO E, CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, VALSECCHI A, et al. Genetic algorithms for skull-face overlay including mandible articulation. *Information Sciences* 2017; 420: 200-217.
17. CAPLE J, STEPHAN CN. A standardized nomenclature for craniofacial and facial anthropometry. *Int J Legal Med* 2016; 130: 863-879.
18. STEPHAN CN. The Application of the Central Limit Theorem and the Law of Large Numbers to Facial Soft Tissue Depths: T-Table Robustness and Trends Since 2008. *Journal of forensic sciences* 2014; 59(2): 454-62. DOI: 10.1111/1556-4029.12328.
19. CHAI DS, LAN YW, TAO C, et al. A study on the standard for forensic anthropologic identification of skull-image superimposition. *J Forensic Sci* 1989; 34: 1343-1356.
20. AUSTIN-SMITH D, MAPLES WR. The Reliability of Skull/Photograph Superimposition in Individual Identification. *JFS* 1994; 39: 446-455.
21. YOSHINO M, IMAIZUMI K, MIYASAKA S, et al. Evaluation of anatomical consistency in craniofacial superimposition images. *Forensic Science International* 1995; 74: 125-134.
22. YOSHINO M. Craniofacial superimposition. *Craniofacial Identification* 2012; 238-253.
23. JAYAPRAKASH PT, SRINIVASAN GJ, AMRAVANESWARAN MG. Cranio-facial morphanalysis: a new method for enhancing reliability while identifying skulls by photo superimposition. *Forensic Science International* 2001; 117: 121-143.
24. VESELOVSKAJA JV. Antropologiceskaja rekonstrukcija (Anthropological reconstruction). Moscow, 1991.
25. DAMAS S, CORDÓN O, IBÁÑEZ O. *Handbook on Craniofacial Superimposition: The MEPROCS Project*. Springer International Publishing 2020. DOI: 10.1007/978-3-319-11137-7.
26. WEINBERG SM, PARSONS TE, MARAZITA ML, et al. Heritability of Face Shape in Twins: A Preliminary Study using 3D Stereophotogrammetry and Geometric Morphometrics. *Dent* 3000 2013; 1(1): 14. DOI: 10.5195/d3000.2013.14.
27. DJORDJEVIC J, ZHUROV AI, RICHMOND S. Genetic and Environmental Contributions to Facial Morphological Variation: A 3D Population-Based Twin Study. *PLoS One*; 11. Epub ahead of print 1 September 2016. DOI: 10.1371/journal.pone.0162250.
28. DAMAS S, WILKINSON C, KAHANA T, et al. Study on the performance of different craniofacial superimposition approaches (II): Best practices proposal. *Forensic Science International* 2015; 257: 504-508.
29. IBÁÑEZ O, VALSECCHI A, CAVALLI F, et al. Study on the criteria for assessing skull-face correspondence in craniofacial superimposition. *Legal Medicine* 2016; 23: 59-70.
30. CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, MARTOS-FERNÁNDEZ R, WILKINSON C, et al. Modeling Skull-Face Anatomical/Morphological Correspondence for Craniofacial Superimposition-Based Identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2018; 13: 1481-1494.
31. CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, IBÁÑEZ O, CORDÓN O, et al. Hierarchical information fusion for decision making in craniofacial superimposition. *Information Fusion* 2018; 39: 25-40.

8. ANEXO.

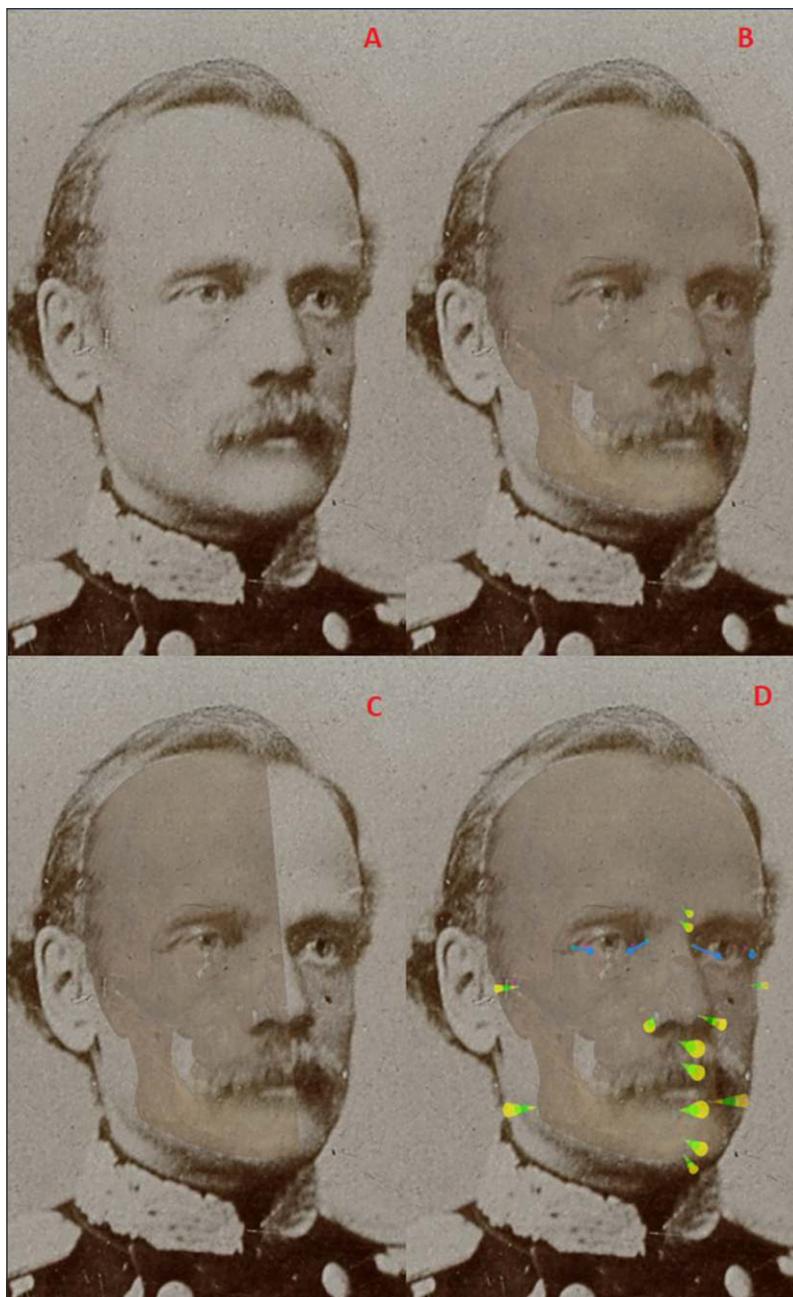


Figura 12. Superposición n° 1 correspondiente al sujeto AM6 (Zygmunt Sierakowski) contra el cráneo K3P5. Clasificado como Positivo con soporte fuerte (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del estudio estadístico de tejido blando mediante conos.

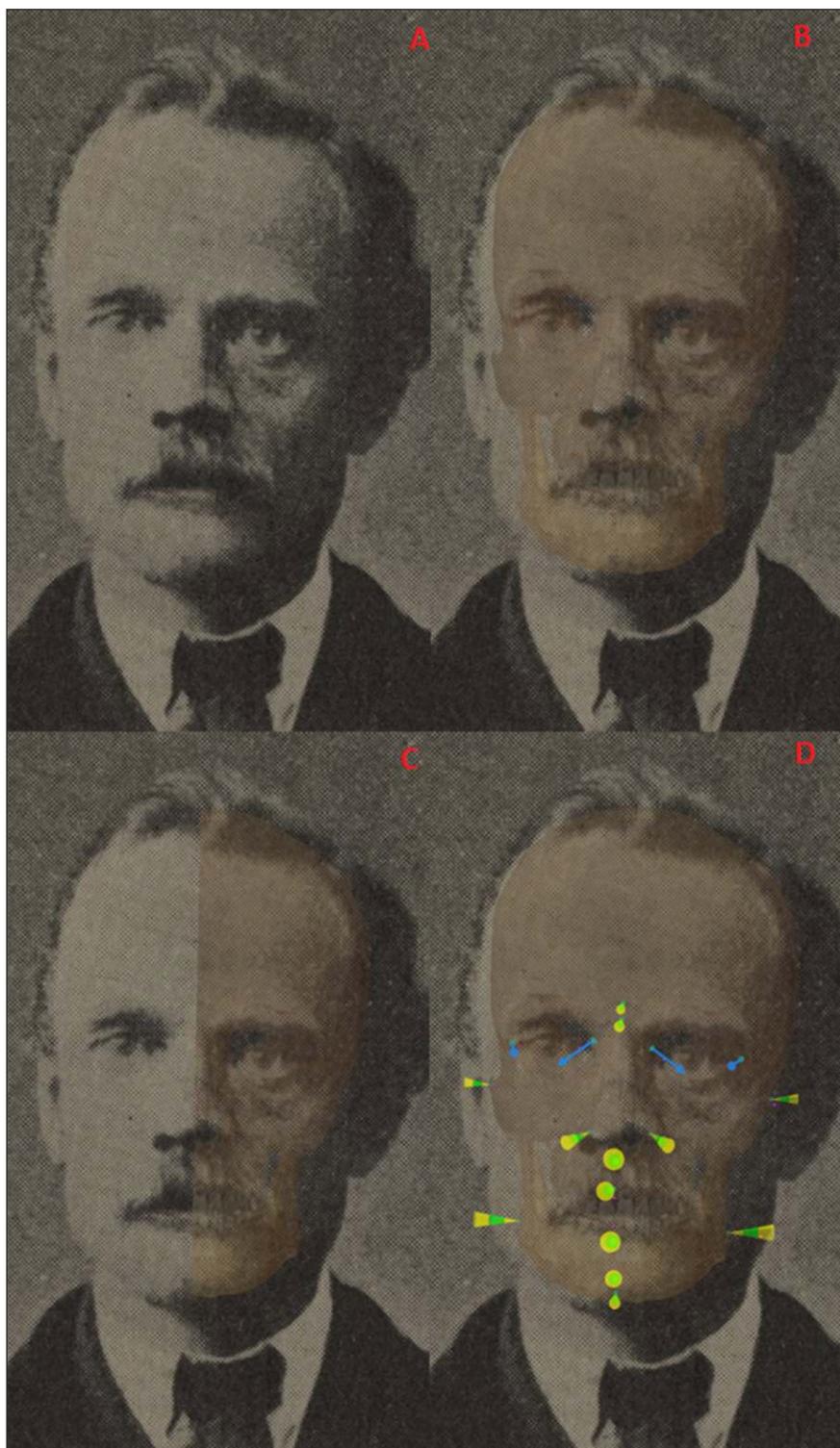


Figura 13. Superposición n° 2 correspondiente al sujeto AM6 (Zygmunt Sierakowski) contra el cráneo K3P5. Clasificado como Positivo con soporte fuerte (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del estudio estadístico de tejido blando mediante conos.

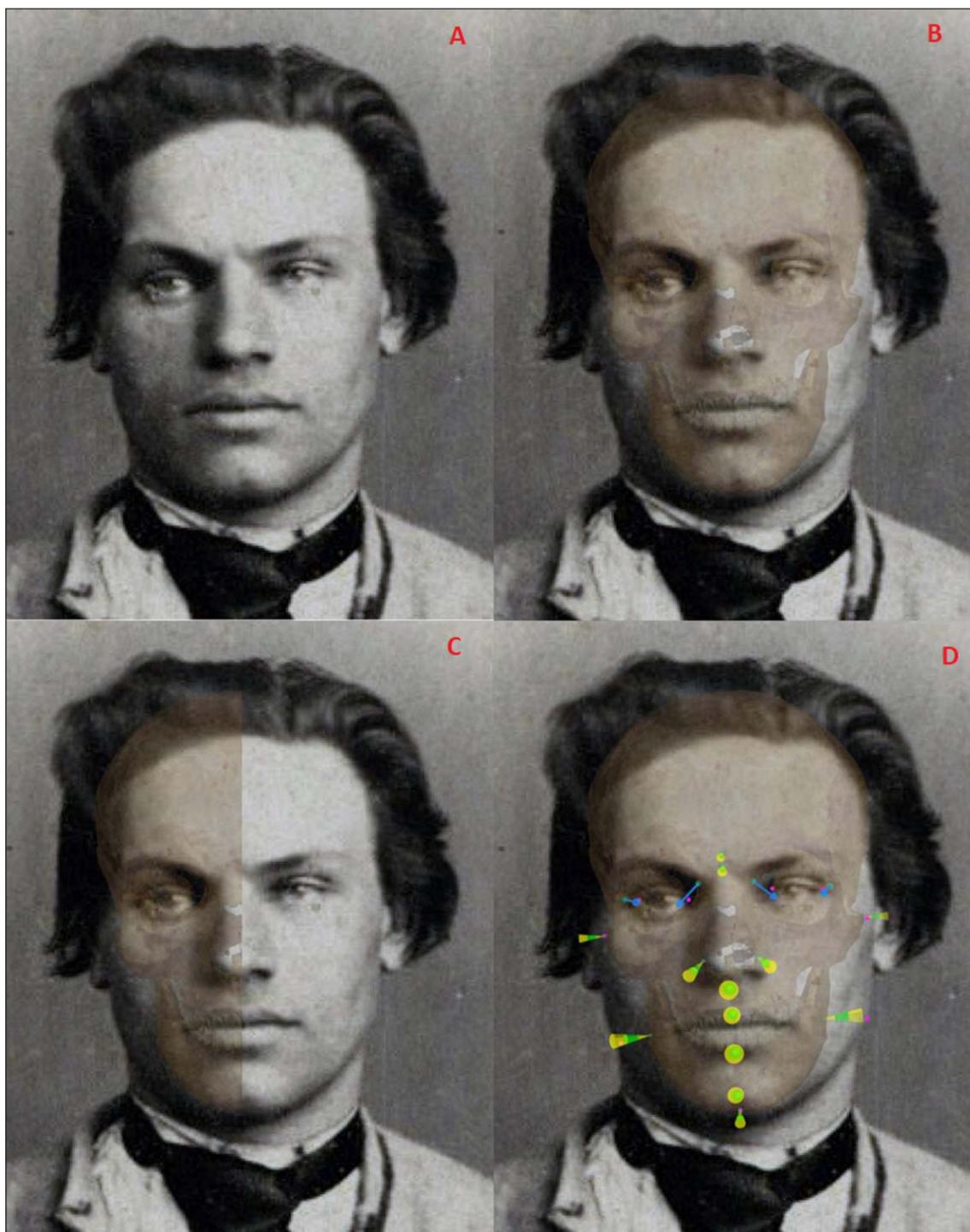


Figura 14. Superposición correspondiente al sujeto AM21 (Konstanty Kalinowski) contra el cráneo K1P1. Clasificado como Positivo con soporte moderado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

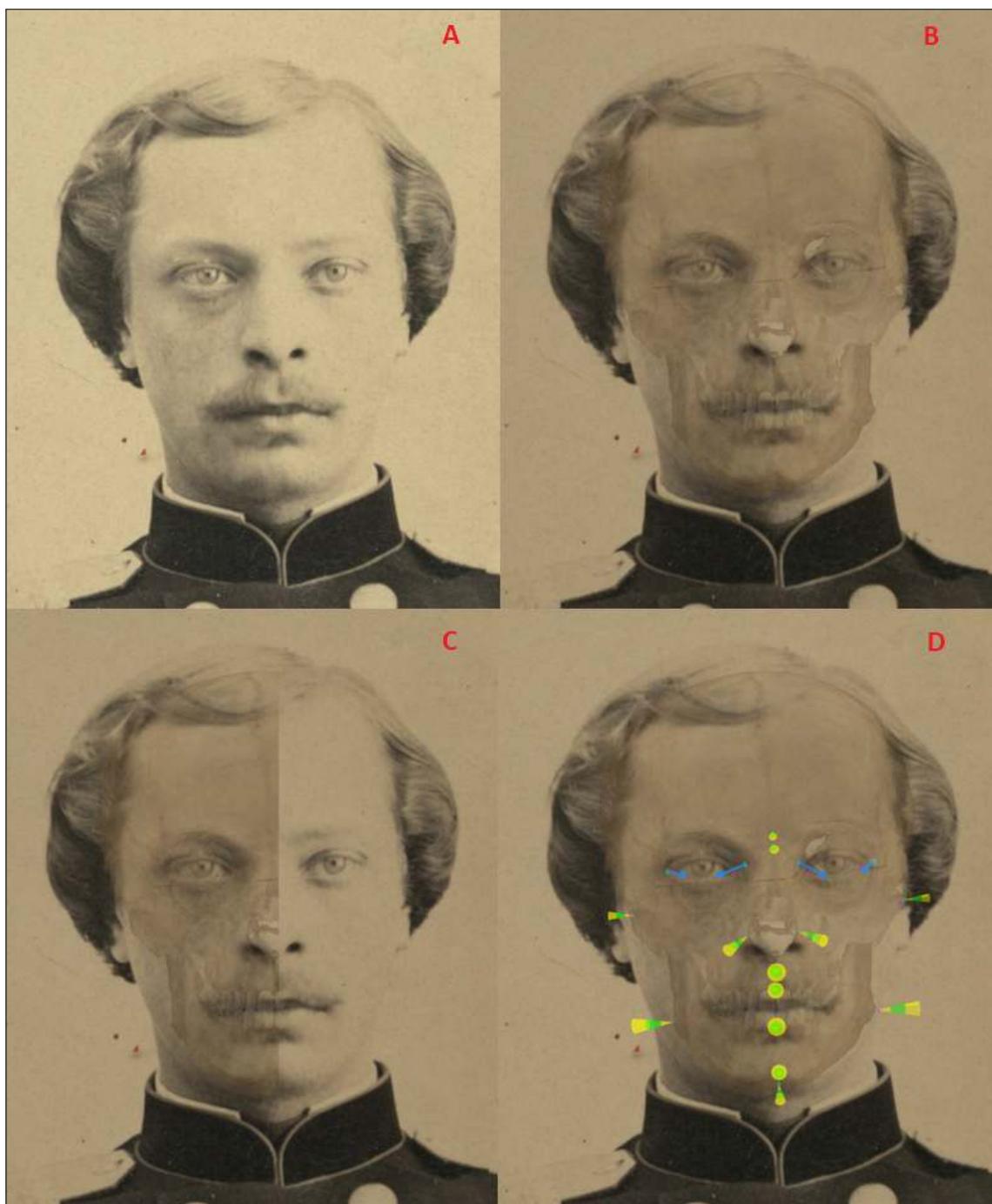


Figura 15. Superposición correspondiente al sujeto AM3 (Albert Laskowski) contra el cráneo K4P7. Clasificado como Positivo con soporte moderado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

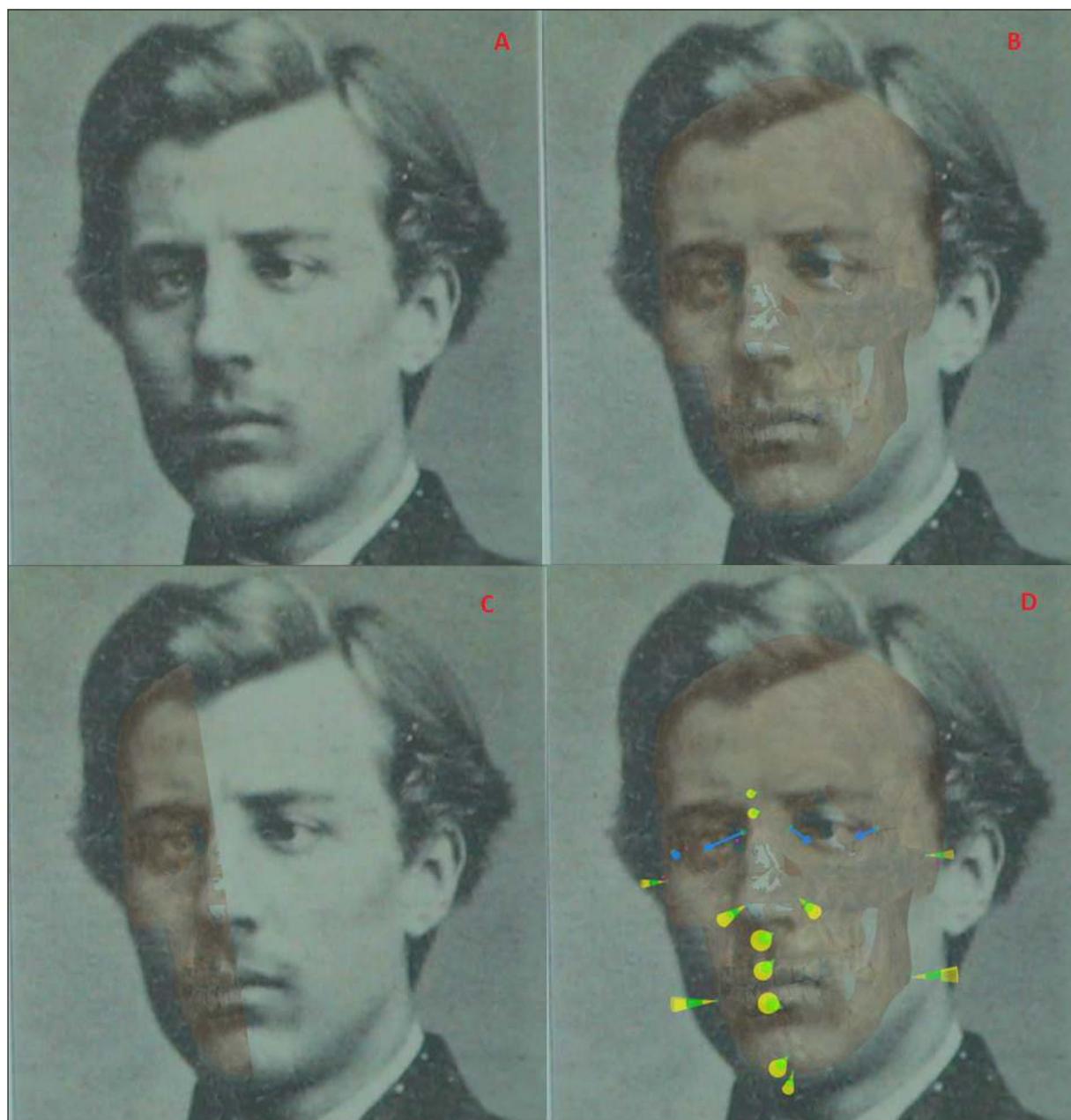


Figura 16. Superposición correspondiente al sujeto AM7 (Julian Lesnewski) contra el cráneo K13P19. Clasificado como Positivo con soporte moderado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

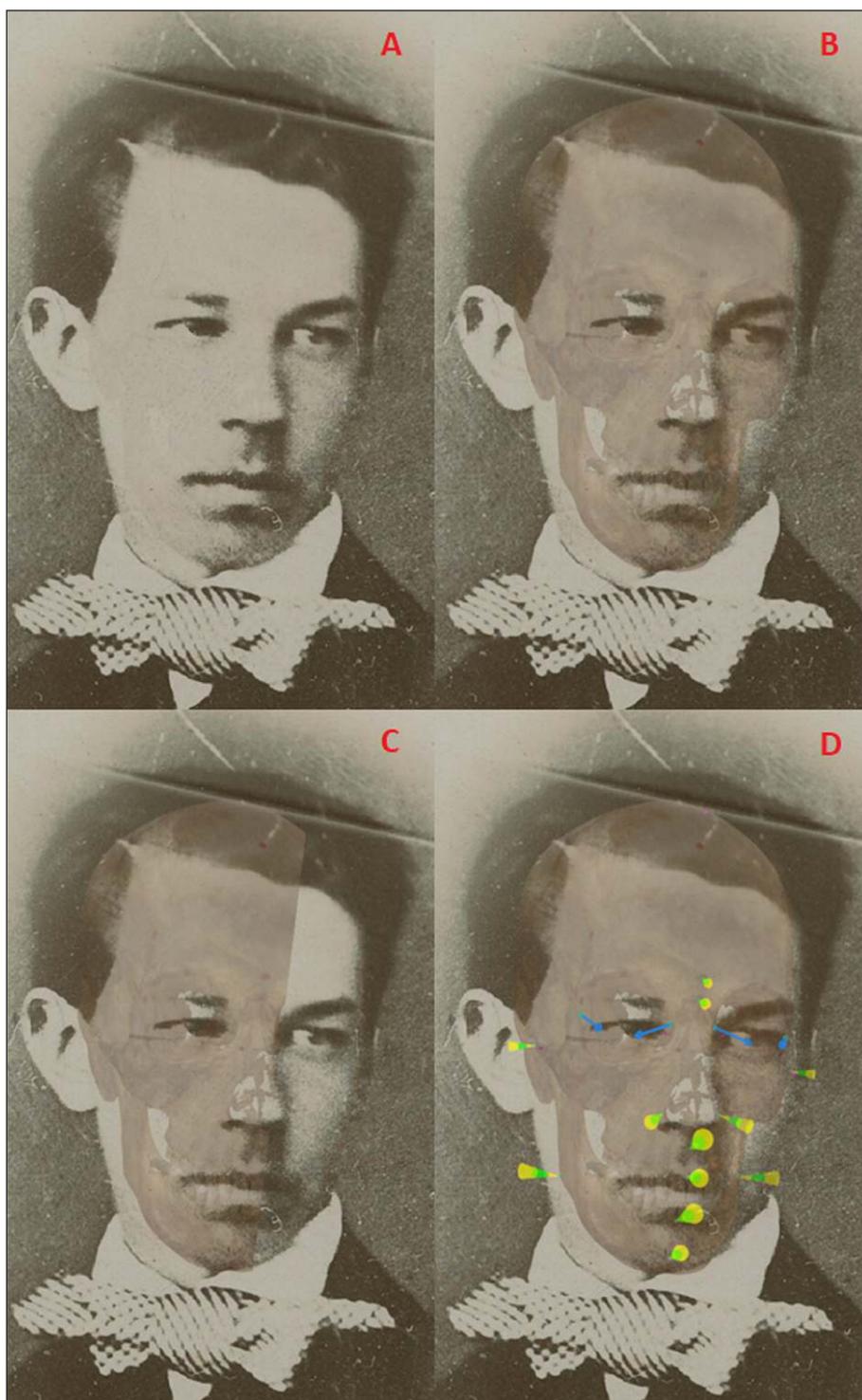


Figura 17. Superposición correspondiente al sujeto AM17 (Ignacy Zdanowicz) contra el cráneo K6P11. Clasificado como Positivo con soporte moderado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

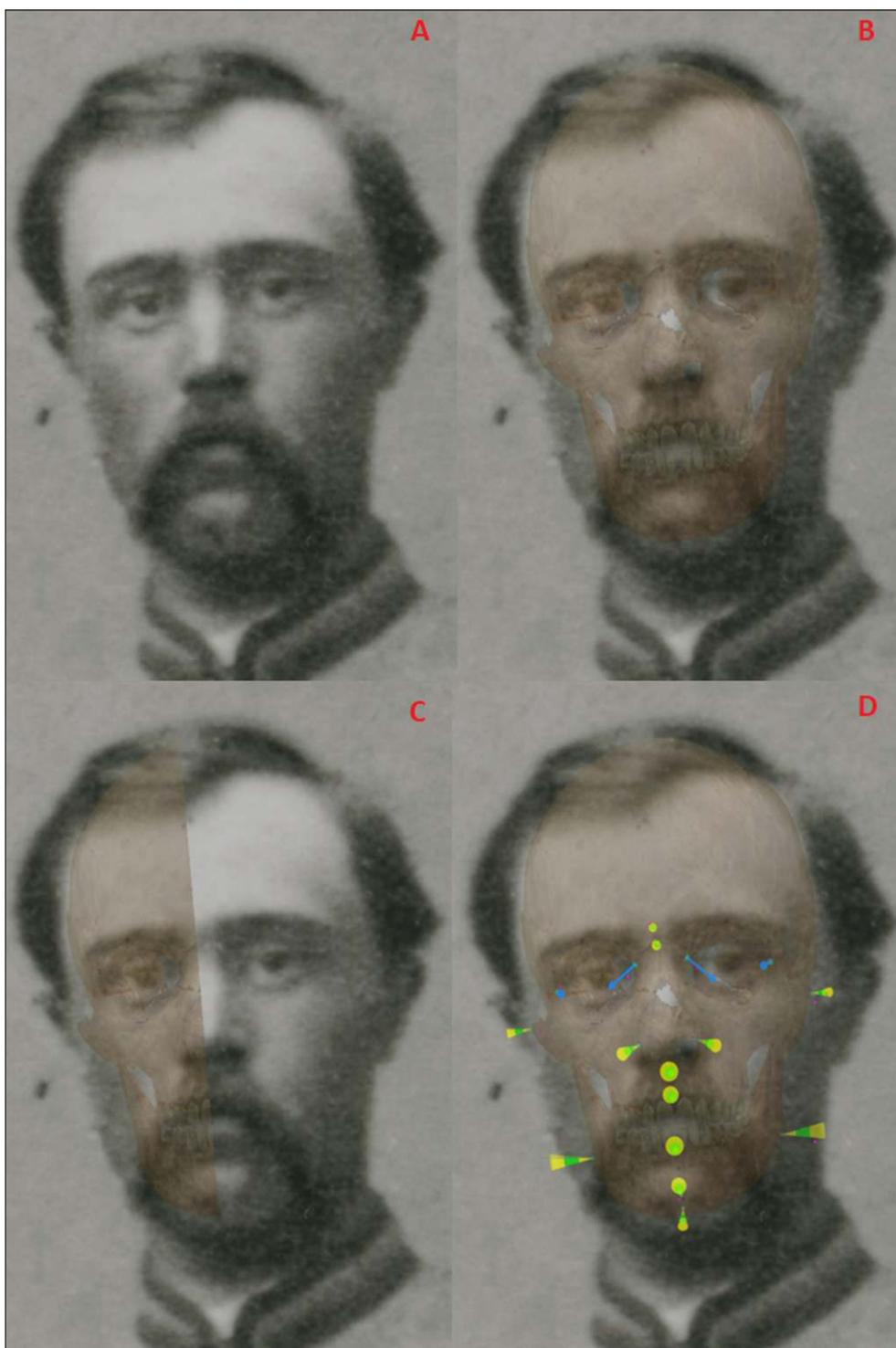


Figura 18. Superposición correspondiente al sujeto AM20 (Jakub Czechan) contra el cráneo K8P13. Clasificado como Positivo con soporte limitado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

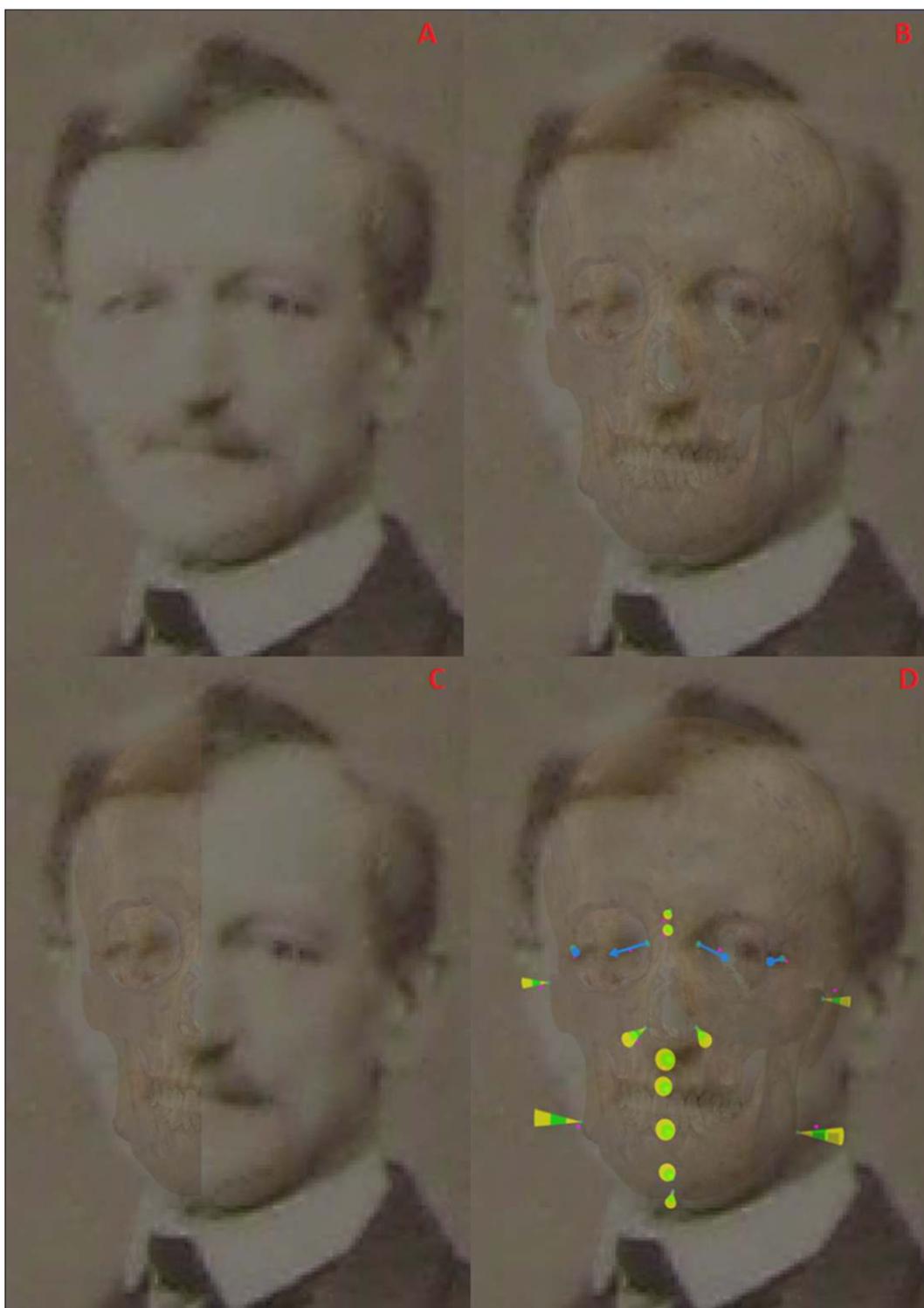


Figura 19. Superposición correspondiente al sujeto AM4 (fotografía correspondiente al hermano de Kolyszko Boleslaw) contra el cráneo K12P18. Clasificado como Positivo con soporte limitado (cráneo positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.



Figura 20. Superposición correspondiente al sujeto AM12 (fotografía errónea de Jan Benkowski) contra el cráneo K2P2. Clasificado como Positivo con soporte limitado (Falso Positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.

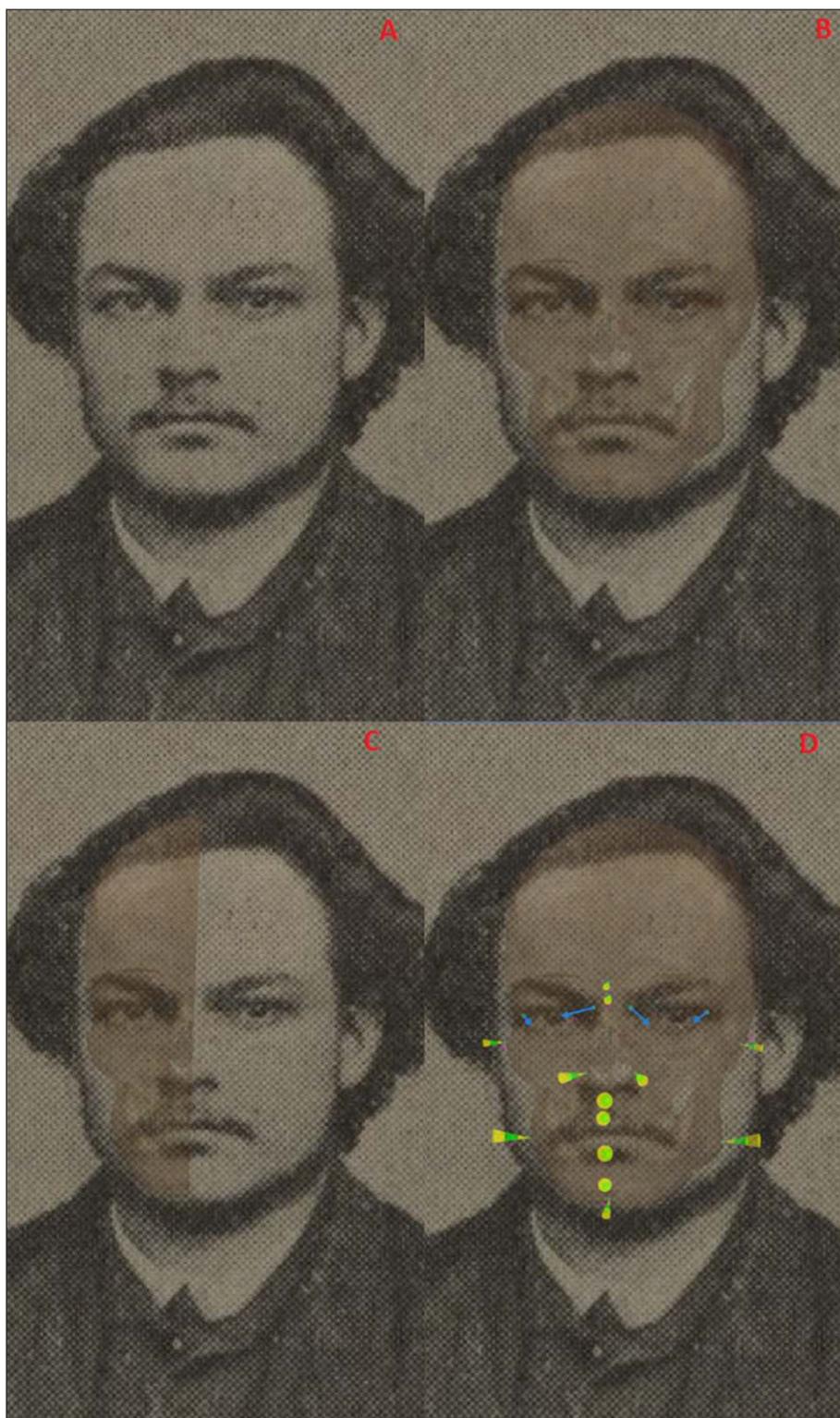


Figura 21. Superposición correspondiente al sujeto AM19 (Tytus Dalewski) contra el cráneo K5P8. Clasificado como Positivo con soporte limitado (Falso Positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando..

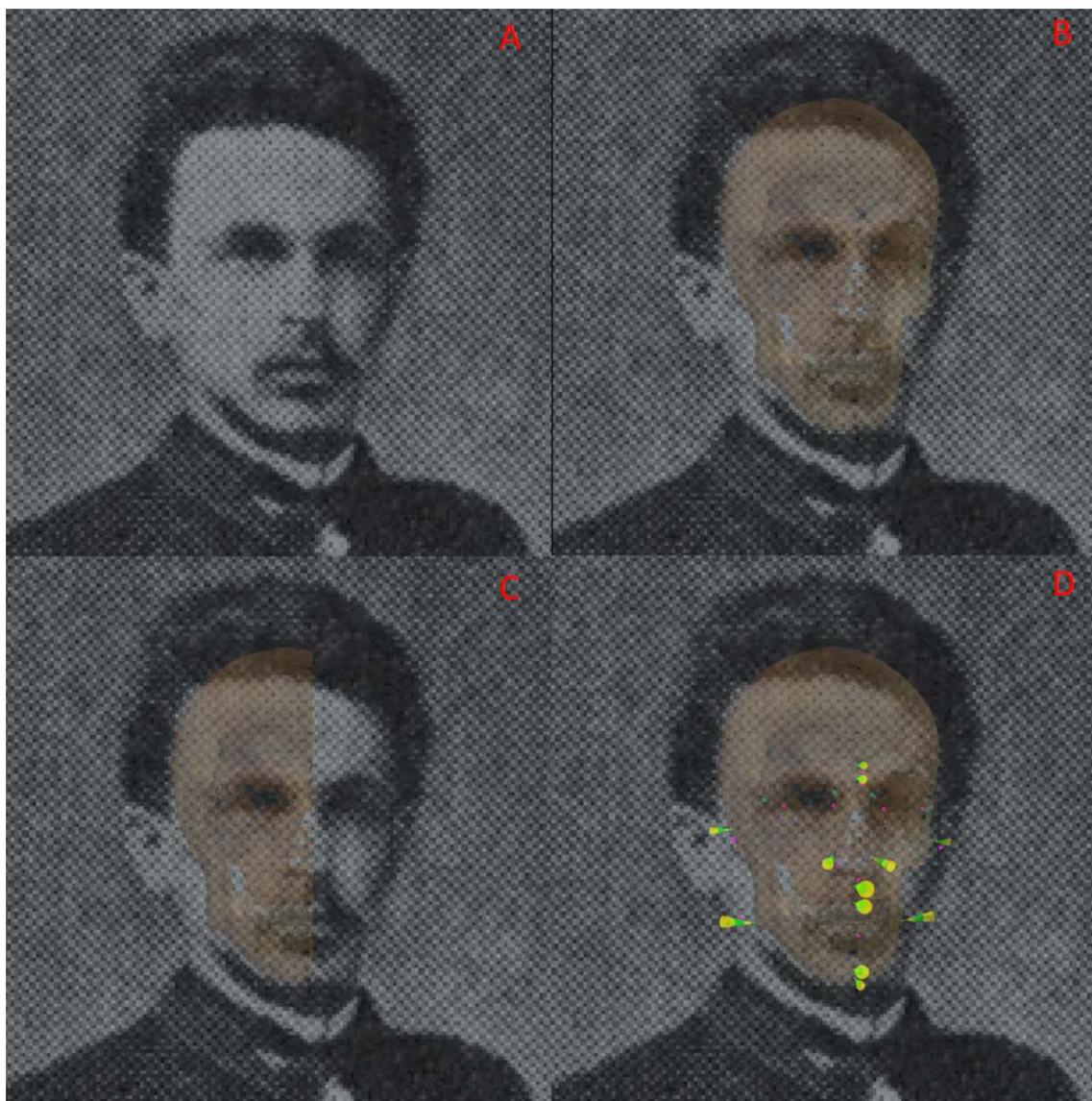


Figura 22. Superposición correspondiente al sujeto AM18 (Mieczyslaw Dormanowski) contra el cráneo K6P10. Clasificado como Indeterminado (verdadero positivo). A) Imagen original; B) SCC con un 30% de opacidad; C) Barrido del cráneo sobre la fotografía; D) Representación del tejido blando.



**ORIGINAL**

# El proyecto Skeleton-ID: hacia una identificación humana más rápida, objetiva y precisa.

THE SKELETON-ID PROJECT: TOWARDS FASTER, MORE OBJECTIVE AND PRECISE HUMAN IDENTIFICATION.

Ibáñez O.<sup>1,2</sup>, Alemán I.<sup>3</sup>, Bermejo E.<sup>4</sup>, Corbal I.<sup>1</sup>, Cerdón O.<sup>2,5</sup>, Damas S.<sup>2,5</sup>, Gómez G.<sup>5</sup>, Gómez I.<sup>1</sup>, Gómez O.<sup>5</sup>, González A.<sup>1</sup>, Macías M.<sup>1</sup>, Martos R.<sup>1,3</sup>, Mesejo M.<sup>1,2,5</sup>, Panizo M.<sup>1</sup>, Prada K.<sup>1</sup>, Valsecchi A.<sup>1,2</sup>

1 Panacea Cooperative Research S. Coop., Spain.

2 Andalusian Research Institute in Data Science and Computational Intelligence, University of Granada, Spain.

3 Department of Physical Anthropology, University of Granada, Spain.

4 National Research Institute of Police Science, Japan

5 Department of Computer Science and Artificial Intelligence and Research Centre for Information and Communications Technologies of the University of Granada, Spain.

**RESUMEN:** Skeleton-ID es un software para dar soporte integral a la identificación humana mediante técnicas de antropología forense. Es el primer producto de Panacea Cooperative Research, spin-off de la Universidad de Granada. Esta última institución es pionera a nivel mundial en la investigación y desarrollo de técnicas de Inteligencia Artificial en el ámbito de la antropología, y junto con Panacea, conforman un grupo multidisciplinar único a nivel mundial. Skeleton-ID, en proceso de desarrollo continuo desde 2017, proporciona (o lo hará en un futuro cercano) herramientas software para la gestión de equipos, el almacenamiento y consulta de datos heterogéneos ante-mortem y post-mortem, la creación de expedientes, informes y osteotecas digitales, así como la posibilidad de trabajar y/o compartir estos recursos de manera controlada con cualquier usuario de la plataforma. Por otro lado, cuenta con un novedoso motor gráfico que posibilita la aplicación de técnicas reconstructivas (estimación del perfil biológico) y comparativas (superposición craneofacial, radiografía comparativa, comparación dental) directamente sobre evidencias digitales (fotografías, radiografías, tomografías computarizadas, modelos 3D de superficie). A parte de todas las herramientas gráficas necesarias para llevar a cabo los diferentes métodos de identificación, Skeleton-ID incorpora la tecnología desarrollada por la Universidad de Granada durante los últimos 14 años a la que se juntan nuevos desarrollos en colaboración con Panacea, algoritmos automáticos para: localizar landmarks faciales y craneales, segmentar huesos en radiografías, superponer modelos 3D de huesos sobre fotografías faciales o radiografías, sistemas de apoyo a la toma de decisiones, etc. En este artículo se resumen tanto las funcionalidades software como los principales logros en la automatización mediante técnicas de Inteligencia Artificial, así como los últimos avances e investigaciones en curso no publicados hasta la fecha. Skeleton-ID es un software de uso gratuito para fines educativos y de investigación, y nace con la visión de ser un vector de multidisciplinariedad y colaboración científica.

**PALABRAS CLAVE:** Skeleton-ID, Inteligencia Artificial, Aprendizaje Máquina, Visión por Computador, Soft Computing, Antropología Forense, Perfil Biológico, Radiografía Comparativa, Identificación Craneofacial, Superposición Craneofacial

**ABSTRACT:** Skeleton-ID is a software to comprehensively support human identification using forensic anthropology techniques. It is the first product of Panacea Cooperative Research, spin-off of the University of Granada. The latter institution is a world pioneer in the research and development of Artificial Intelligence techniques in the field of anthropology, and together with Panacea, they make up a multidisciplinary group that is unique worldwide. Skeleton-ID, in continuous development process since 2017, provides (or will do so in the near future) software tools for team management, storage and consultation of heterogeneous ante-mortem and post-mortem data, creation of forensic files, reports and digital osteotheques, as well as the possibility of working and / or sharing these resources in a controlled way with any user of the platform. On the other hand, it has an innovative graphic engine that enables the application of reconstructive techniques (estimation of the Biological Profile) and comparative techniques (Craniofacial Superimposition, Comparative Radiography, dental comparison) directly on digital evidences (photographs, radiographs, CT scans, 3D models). In addition to all the graphic tools necessary to carry out the different identification methods, Skeleton-ID incorporates the technology developed by the University of Granada over the last 14 years, in addition to new developments in collaboration with Panacea, automatic algorithms for: location of facial and cranial landmarks, bone segmentation on radiographs, 3D models superimposition of bones on facial photographs or radiographs, decision support systems, etc. This article summarizes both the software functionalities and the main achievements in automation using Artificial Intelligence techniques, as well as the latest advances and ongoing research not published to date. Skeleton-ID is a free software for educational and research purposes and was born with the vision of being a vector for multidisciplinary and scientific collaboration.

**KEY WORDS:** Skeleton-ID, Artificial Intelligence, Machine Learning, Computer Vision, Soft Computing, Forensic Anthropology, Biological Profile, Comparative Radiography, Craniofacial Identification, Craniofacial Superimposition

**CONTACTO:** Óscar Ibáñez. Email: oscar.ibanez@panacea-coop.com

EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Cerdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

## 1. INTRODUCCIÓN.

Skeleton-ID [1] es el principal proyecto de I+D y el primer producto de Panacea Cooperative Research, una joven *start-up* española (fundada en 2017), spin-off de la Universidad de Granada (UGR). Gratuito para fines educativos y de investigación, es un software propietario comercializado para proporcionar un apoyo integral a la identificación humana a través de técnicas de antropología forense (AF).

Skeleton-ID es una plataforma web (accesible desde Internet o instalada en una intranet institucional), lo que significa que sólo se necesita un navegador web y una conexión red para utilizarlo (no hay requisitos relativos al tipo de terminal o sistema operativo). Debido a su naturaleza en línea, facilita la creación de redes de trabajo a distancia, la investigación colaborativa y el intercambio seguro de casos entre expertos e instituciones. La confidencialidad y la seguridad se garantizan mediante el almacenamiento y la transmisión de datos cifrados, así como mediante la autenticación y un sistema jerárquico de permisos.

Skeleton-ID está concebido para ser una plataforma completa e integral, que ofrece las herramientas necesarias para realizar todas las técnicas (reconstructivas y comparativas) de la AF. En particular, facilita herramientas y funcionalidades para administrar:

- 1) Los usuarios y sus roles dentro de una institución o grupo de trabajo (niveles de acceso).
- 2) Las bases de datos ante-mortem (AM) y post-mortem (PM), incluida la realización de consultas complejas para filtrar los casos.
- 3) El intercambio de datos y la compatibilidad con formularios/software normalizados (Interpol, ICRC).

- 4) Los expedientes de los casos y los informes correspondientes, incluida toda la información pertinente (registro de la cadena de custodia, evaluaciones y decisiones, tablas, imágenes, etc.).
- 5) Las preferencias institucionales o profesionales, como: landmarks empleados, definición de estudios del grosor del tejido blando, conjuntos de criterios morfológicos y morfométricos, etc.

En las figuras 1 y 2 se muestran algunas capturas de pantalla de los menús y herramientas administrativas citadas dentro de Skeleton-ID.

Los expertos forenses pueden utilizar Skeleton-ID para almacenar información, realizar búsquedas y filtrar candidatos (basándose en diferentes fuentes de información como el perfil biológico, los registros dentales o las observaciones físicas sobre los restos óseos), crear nuevos expedientes a partir de dichas búsquedas (por ejemplo, un esqueleto y las personas desaparecidas que son compatibles en base a la información disponible), anotar características morfológicas y morfométricas, realizar la evaluación de los resultados obtenidos, proporcionar decisiones parciales y finales, o generar e imprimir informes de identificación.

Alternativamente, estas mismas características permitirán a los antropólogos físicos y forenses del ámbito académico utilizar Skeleton-ID como herramienta gratuita para almacenar y compartir digitalmente toda la información reunida de sus propias colecciones osteológicas. Al mismo tiempo, permitirá llevar a cabo estudios de investigación más ambiciosos con datos de varias instituciones recogidos en un mismo formato estándar.

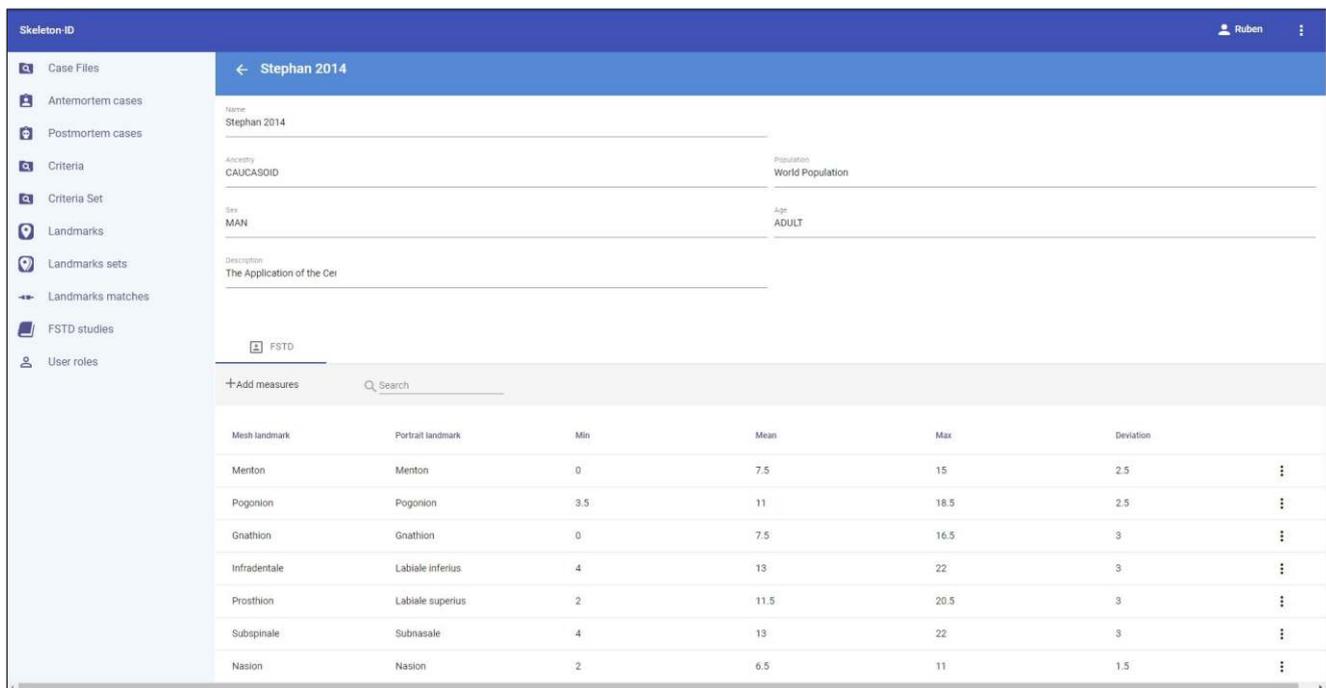


Figura 1: panel de administración de Skeleton-ID para la definición de estudios de tejido blando.

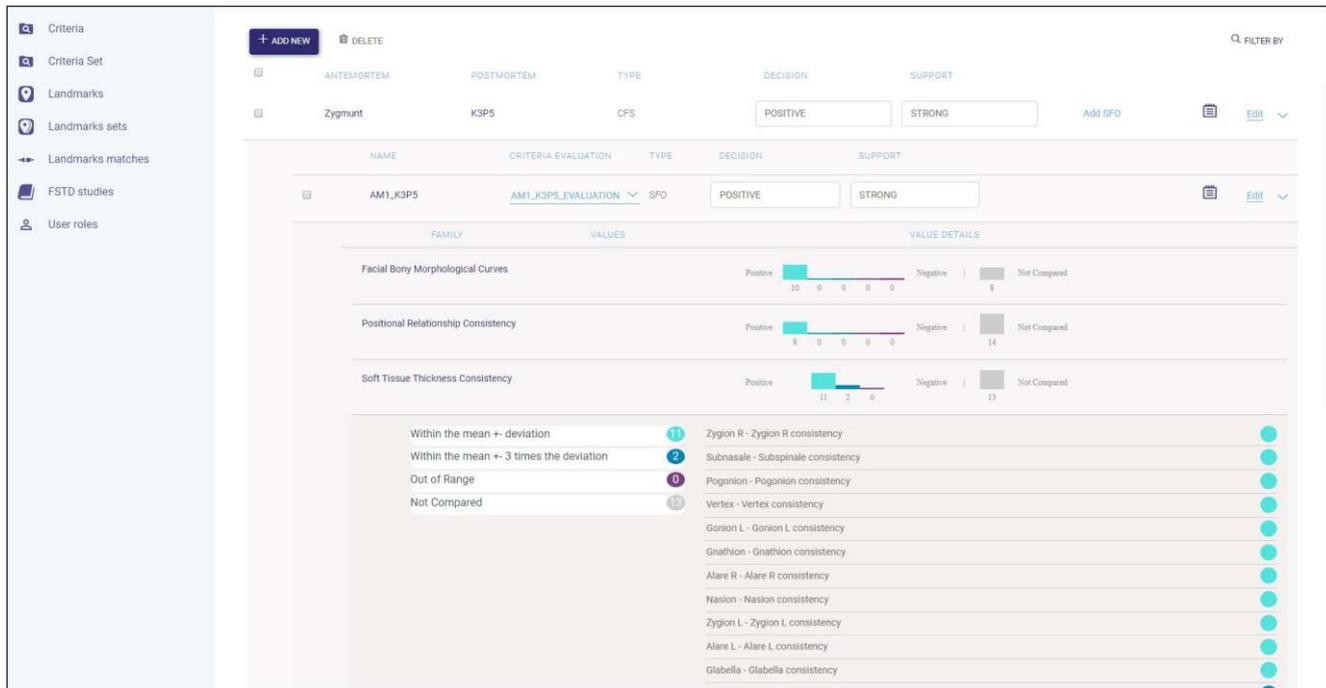


Figura 2: panel de informes de identificación con datos heterogéneos. Opciones de filtrado y toma de decisiones jerárquica: decisión a nivel de caso de superposición craneofacial, decisión a nivel de un solapamiento cráneo-cara concreto y decisión a nivel de criterios anatómicos).

Por otro lado, para obtener todos los beneficios de la tecnología basada en IA que incorpora Skeleton-ID, se deben emplear imágenes AM y PM. Durante el último decenio se ha producido un auge de los dispositivos de adquisición

basados en la fotogrametría 3D, junto con el desarrollo de un nuevo campo de investigación, la Virtopsia "[2]. Así pues, las técnicas de obtención de imágenes, como el escaneado 3D de huesos, y los procedimientos radiológicos, como la

**EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.**

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Cerdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

tomografía computarizada (TAC), se están incorporando progresivamente a la investigación científica en medicina forense, y hoy en día forman parte del flujo de trabajo rutinario en algunos institutos forenses. El software proporciona un motor gráfico web que permite la visualización de casi cualquier tipo de imagen 2D (fotografías, radiografías) y 3D (mallas e imágenes volumétricas como TACs o resonancias magnéticas). Junto con la capacidad de visualización se incorpora un conjunto de herramientas específicamente diseñadas para abordar diferentes tareas y técnicas de AF:

- 1) Manejar imágenes de diferente naturaleza y dimensionalidad en una misma ventana del navegador: 2D, 3D, 2D-3D y 3D-3D.
- 2) Líneas de referencia y múltiples vistas simultáneas (planos de Frankfurt, coronal y sagital) para facilitar la localización de landmarks en 2D y 3D.

- 3) Rotación, traslación, escalado y proyección de modelos en 3D.
- 4) Operaciones avanzadas en escenas 3D-2D: distancia cámara-sujeto, distancia focal y punto principal.
- 5) Herramientas 2D y 3D para medir distancias, áreas, perímetros y volúmenes.
- 6) Herramientas para el análisis del solapamiento craneo-cara y las correspondencias anatómicas: ajustes en el nivel de transparencia del modelo 3D, modo de barrido, visualización del tejido blando y los percentiles del estudio estadístico mediante código de colores, etc.

Las figuras 3, 4 y 5 muestran algunas de estas funcionalidades / herramientas relacionadas con el motor gráfico.

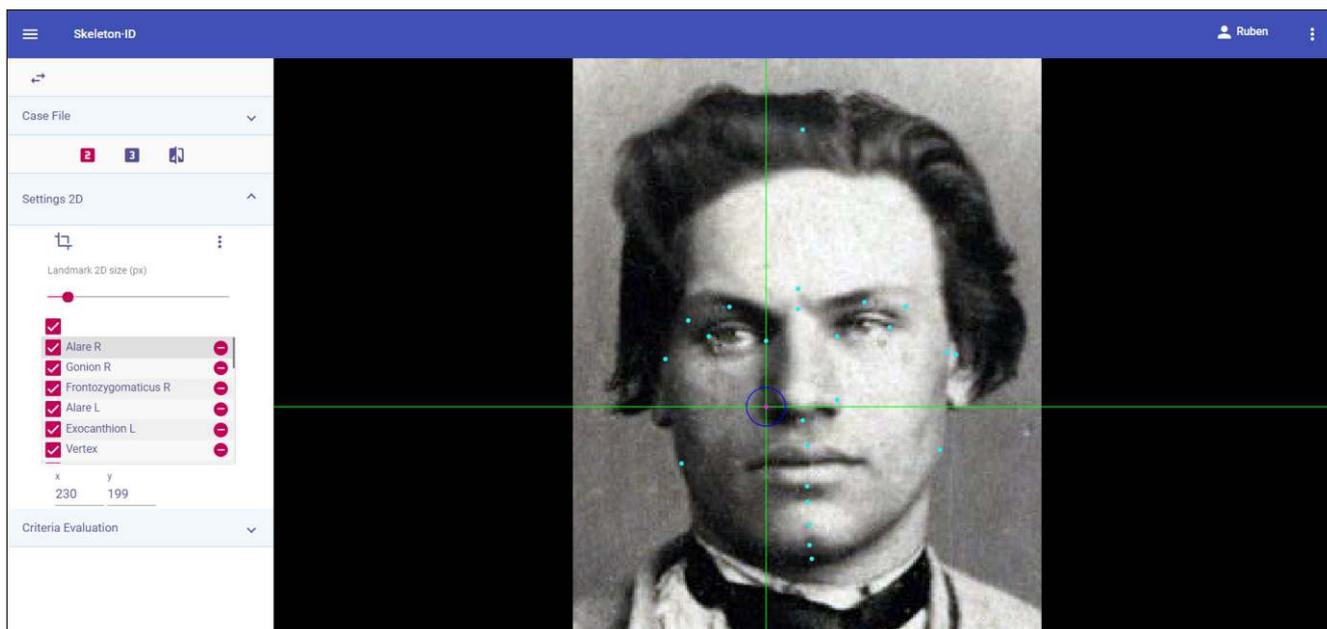


Figura 3: Herramientas de localización de landmarks cefalométricos. Líneas perpendiculares para reducir el error inter- e intra-experto en la localización de landmarks.

El uso de imágenes AM y PM implica una serie de ventajas:

- 1) Cadena de custodia automática sobre la versión digital de los restos óseos, ya que cada acción se registra junto con un sello de tiempo y la identificación del usuario.
- 2) Reproducibilidad de la tarea realizada, las mediciones efectuadas, los análisis realizados, etc.
- 3) Posibilidad de compartir fácilmente las pruebas (digitales) con otros expertos y de acceder a ellas siempre que sea necesario.

- 4) Posibilidad de respaldar mejor en los procedimientos legales las razones que motivan una determinada decisión.

Sin embargo, la ventaja más importante de trabajar con datos digitalizados es la posibilidad de aplicar técnicas de Inteligencia Artificial (IA) sobre los mismos. En las siguientes subsecciones se explican brevemente las técnicas de IA que se incluyen actualmente en Skeleton-ID, o que están en proceso de ser incluidas, y las que están en investigación y desarrollo. Todas ellas se agrupan en diferentes módulos, según la técnica de identificación a la que dan soporte.

EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Córdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

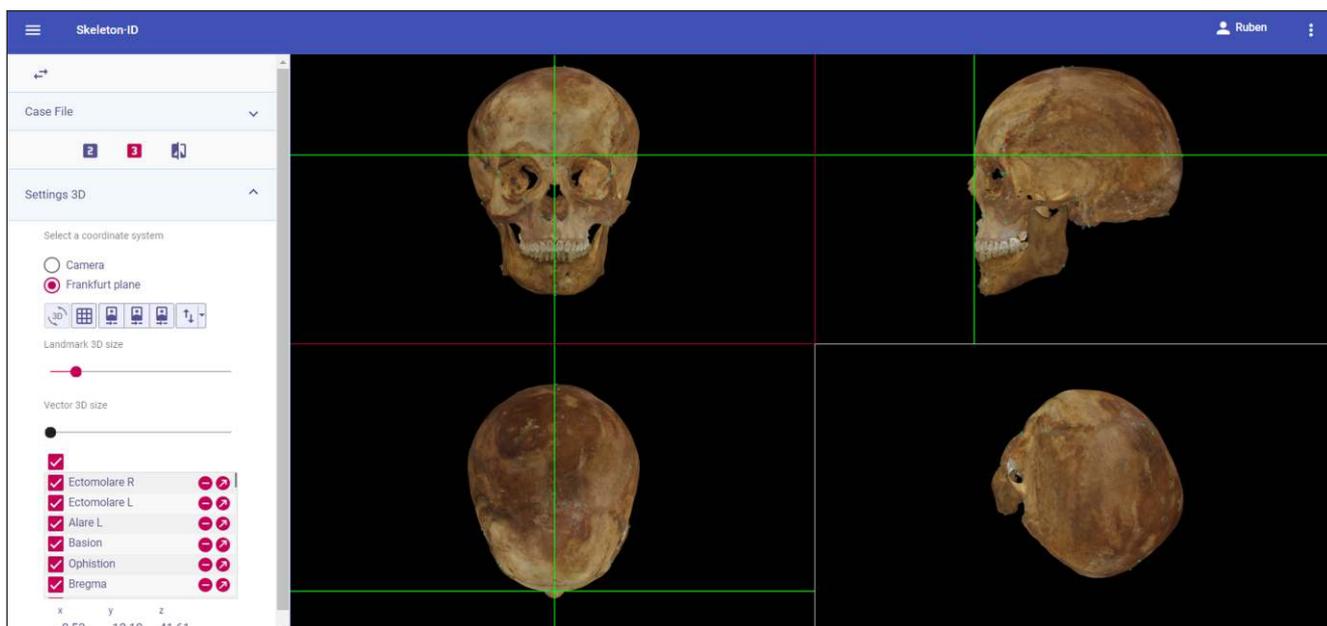


Figura 4: Herramientas de localización de landmarks craneométricos (. Una vez establecido el plano de Frankfurt, la ventana se divide en cuatro para mostrar e interactuar con los planos coronal, axial y sagital, y el modelo 3D libre (izquierda).

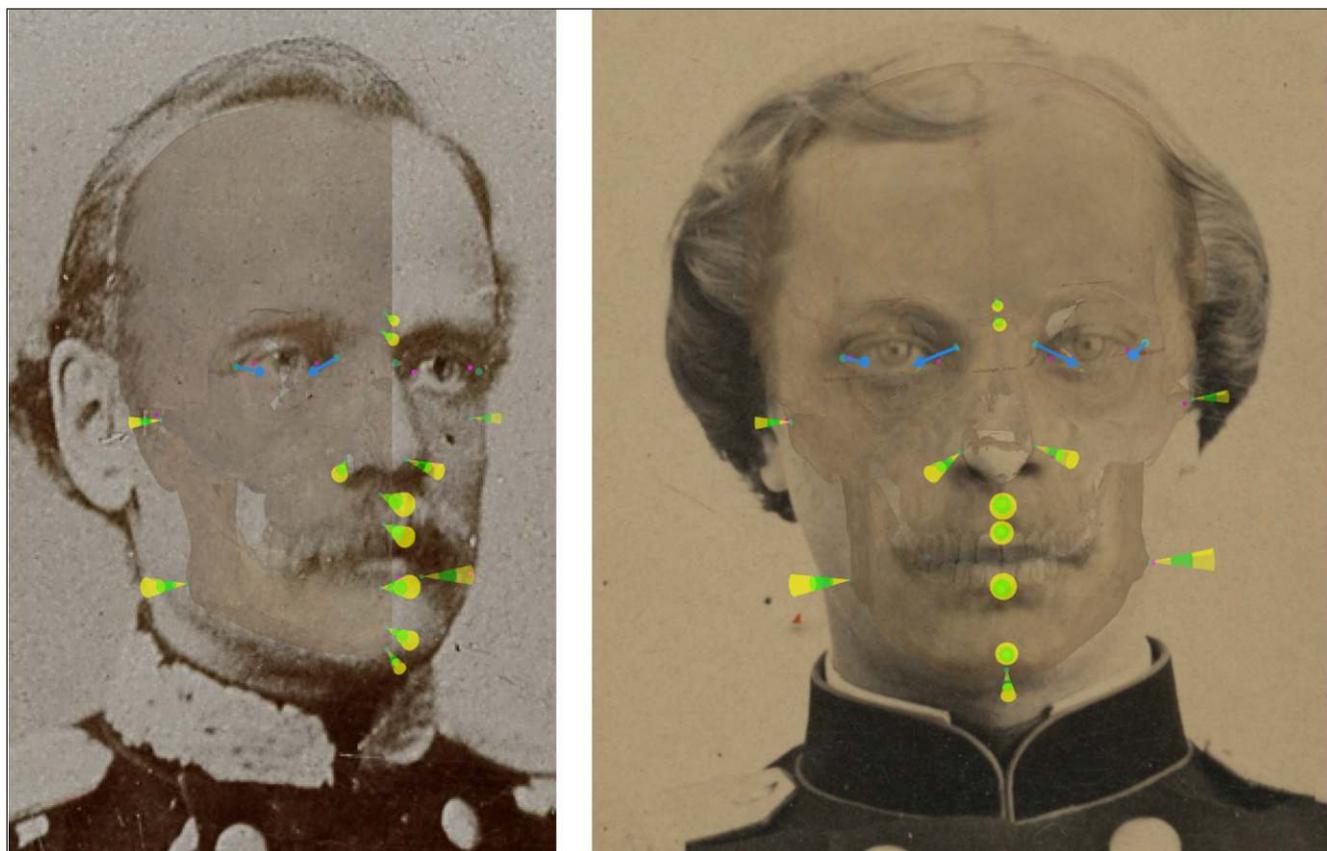


Figura 5: Modo de barrido (izquierda) y niveles de transparencia (derecha) para facilitar el análisis y la evaluación de las correspondencias anatómicas en la técnica de superposición craneofacial. Las imágenes anteriores también muestran la proyección de conos de color según el estudio de grosor del tejido blando (zona verde para la media  $\pm$  std y la amarilla para la media  $\pm$  3\*std).

**EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.**

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Córdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

## 2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MÓDULO DE SUPERPOSICIÓN CRANEOFACIAL.

La superposición craneofacial (SCF) consiste en el estudio de la correspondencia morfológica entre un cráneo y una o varias fotografías de la cara de una persona. En el enfoque actual, basado en el uso del ordenador, conlleva tres tareas o etapas diferentes [3, 4]: (1) la adquisición y procesamiento de los materiales, es decir, el escaneo del modelo 3D del cráneo, y de la foto en el caso analógico, y la localización de landmarks sobre estos; (2) el solapamiento cráneo-cara (SCC), en donde se busca estimar los parámetros intrínsecos (propiedades de la cámara de fotos utilizada) y extrínsecos (distancia y pose) de cada fotografía [5]; (3) en análisis de diferentes familias de criterios anatómicos (tejido blando, líneas, curvas, formas y relación posicional) que evalúan, a partir de los SCCs resultantes de la fase anterior, la consistencia de la correspondencia cráneo-facial.

Este es el primer y único módulo desarrollado hasta el momento. Contiene los algoritmos estado del arte desarrollados y publicados en colaboración con la UGR, junto con nuevos algoritmos que aún no se han publicado completamente, ya que están en proceso de validación o desarrollo. A continuación, se describen brevemente los

últimos avances en la automatización de las diferentes tareas a abordar en la identificación mediante SCF:

### 2.1. Localización de landmarks cefalométricos.

Hemos desarrollado un algoritmo mediante técnicas de aprendizaje profundo (DL, del inglés, *deep learning*, [6]) capaz de identificar qué landmarks cefalométricos (hasta 30 landmarks faciales) son visibles, y localizarlos en fotografías faciales sin ningún tipo de control en la adquisición de las mismas (es decir, poses sin restricciones, diferentes iluminaciones y artefactos, como gafas, barba, pelo y otro tipo de elementos oclusivos) [7]. Hasta la fecha, el modelo desarrollado se ha entrenado utilizando 3.000 imágenes sintéticas (proyecciones 2D de modelos faciales 3D) de 99 modelos 3D anotados (45 hombres, 54 mujeres) pero sólo 135 fotografías faciales reales. A pesar del pequeño número de imágenes reales empleadas, el algoritmo logró un error cuadrático medio de 3,9 píxeles. La Figura 6 muestra una representación gráfica de dicho error. No obstante, todavía hay mucho margen de mejora, empezando por la ampliación del conjunto de entrenamiento (número de fotos con landmarks cefalométricos previamente localizados por un experto forense).

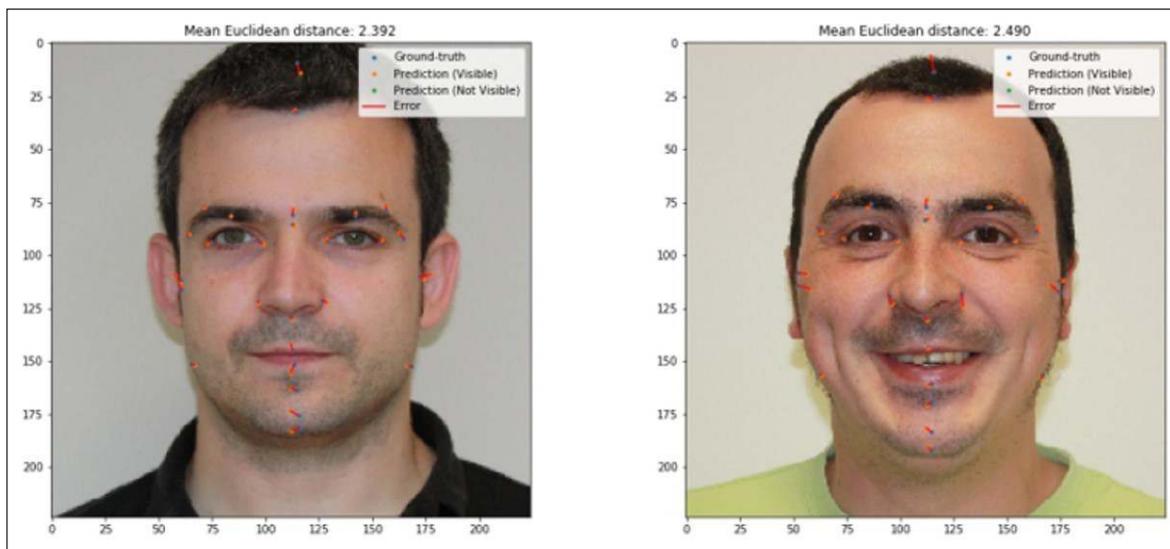


Figura 6: representación gráfica del error de localización de landmarks cefalométricos de nuestro algoritmo automático (método basado en técnicas de aprendizaje automático, DL). Los casos del ejemplo tienen un nivel de error cercano al error medio estadístico. En rojo se representan los landmarks localizados de manera automática y la distancia hasta el punto ground truth (en azul), correspondiente al marcado manual por parte de un antropólogo.

### 2.2. Localización de landmarks craneométricos.

En este caso se emplea un enfoque completamente diferente, principalmente debido a la disponibilidad de un modelo 3D del cráneo. Se emplea un método de registrado de

imágenes basado en plantillas que permite la transferencia de cualquier número de landmarks craneométricos predefinidos en modelos 3D, utilizando el conjunto de herramientas de código abierto Meshmonk [8]. Una representación media de un cráneo humano actúa como un modelo de plantilla, cuya

geometría se deforma localmente para ajustarse cualquier modelo de cráneo en 3D (masculino o femenino). Los landmarks craneométricos son correspondencias directas de los vértices de la plantilla con el modelo homólogo y, por lo tanto, pueden transferirse directamente al cráneo objetivo. Este enfoque ha sido probado preliminarmente con un conjunto de 38 landmarks anotados manualmente en 45 modelos 3D de cráneo (25 hombres, 20 mujeres). En promedio, logró un error medio de 2,6 mm (distancia euclídea), el cual se representa gráficamente en la Figura 7. Este error de marcado automático es muy similar a la dispersión inter-experto resultante del etiquetado manual por los expertos forenses. No obstante, por un lado, estamos

llevando a cabo un proyecto de investigación en el que al menos 5 expertos localizan un total de 58 landmarks en los mismos 20 modelos 3D de cráneos, con el objetivo de tener datos de entrenamiento más fiables y robustos (por ejemplo, en lugar de usar la localización de un único experto podemos usar la posición media o consenso de varios). Por otro lado, este mismo estudio nos permitirá estudiar y comparar la dispersión inter-experto y el grado de concordancia con el marcado automático. Además, estamos desarrollando una serie de algoritmos ad-hoc para el refinamiento de la posición 3D de cada landmark basándose en la geometría del modelo y la definición anatómica de los landmarks.

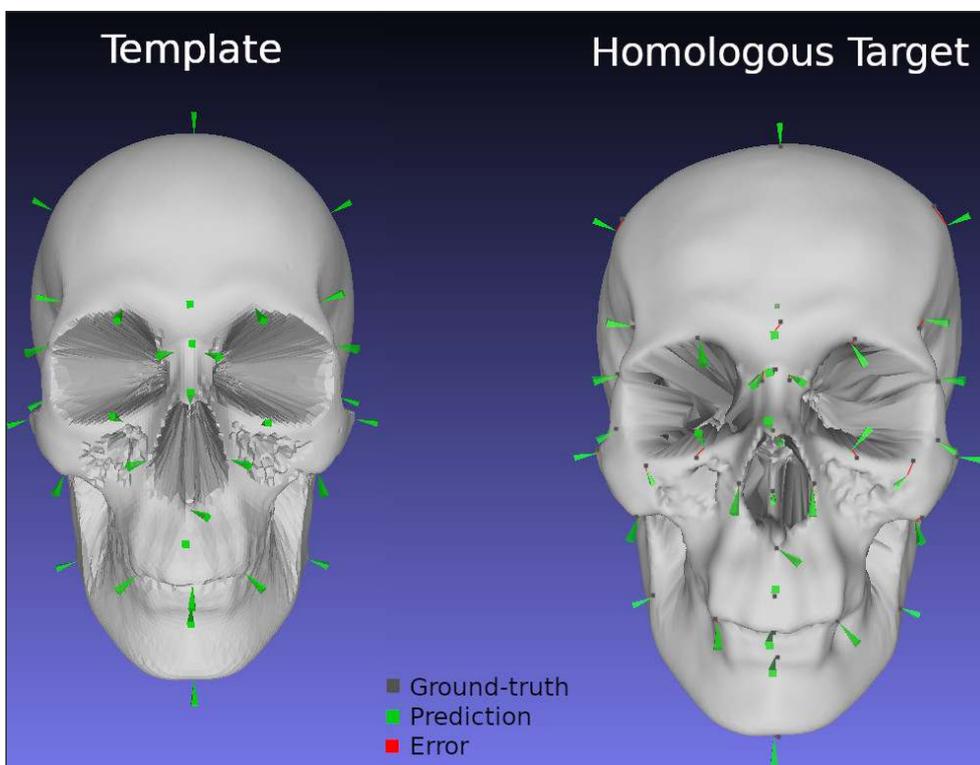


Figura 7: representación gráfica del error de localización de landmarks craneométricos de nuestro algoritmo automático (método de creación y registrado de plantilla de referencia y transferencia de landmarks).

### 2.3. Solapamiento cráneo-cara (SCC).

Esta tarea ha centrado los esfuerzos de los investigadores de la UGR durante los últimos diez años. Actualmente sigue siendo una línea de investigación abierta y desafiante en la que siguen trabajando los investigadores de la UGR junto con los de Panacea. El estado del arte está representado por el algoritmo desarrollado por Valsecchi y colaboradores en 2018[9], el cual está disponible actualmente en Skeleton-ID.

Desde la publicación de este trabajo, los investigadores de la UGR y de Panacea están trabajando en su mejora y posterior validación sobre un gran conjunto de datos. En particular,

estamos trabajando con un conjunto de datos de 500 TACs, adquiridos en el marco de la tesis doctoral de Pierre Guyomarc'h. Uno de los resultados preliminares que podemos adelantar es la demostración empírica de la unicidad del cráneo y el poder individualizador teórico de la técnica de SCF. Hemos realizado más de un millón de comparaciones cruzadas de SCCs simulados (landmarks del cráneo en 3D de los TACs y landmarks faciales en 2D de la proyección del TAC a un plano 2D). Utilizando sólo el error de coincidencia de los landmarks cráneo-cara, y sin considerar criterio morfológico alguno, en todos estos miles de comparaciones cruzadas el caso positivo siempre es el de menor error con una probabilidad mayor del 99,9%. Bien es

EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Córdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

cierto que este experimento considera condiciones ideales y poco realistas como: un número elevado de landmarks (29), conocimiento del grosor del tejido blando, ausencia de error en la localización de landmarks y ausencia de articulación de la mandíbula en las fotografías. En la Figura 8, puede verse el resultado en un escenario más realista, en el que el grosor del tejido blando es desconocido (se usa la media de la muestra), y para el que se presentan resultados con un número de landmarks que varía entre 8 y 16. En cualquier caso, sirve como prueba de concepto y señala la necesidad de seguir investigando para poder transformar la SCF en una técnica de identificación fiable.

Además de la demostración empírica del poder individualizador teórico de la técnica de SCF basándose en la localización de puntos craneométricos y su proyección y comparación con sus homólogos cefalométricos, nos encontramos en las últimas fases de la investigación de un nuevo algoritmo de SCC cuyos resultados son muy alentadores. Este nuevo algoritmo usa como base el desarrollo publicado por Valsecchi y colaboradores [9], pero

se aplica de manera simultánea sobre dos o más fotografías de la misma persona, con el objetivo, no solo de llevar a cabo el SCC, sino también de estimar en paralelo el grosor de tejido blando. Además, permite mejorar la precisión mediante la incorporación de conocimiento a priori, es decir, focal de la foto (dato disponible en la gran mayoría de fotografías digitales en la actualidad), estimación de la distancia cámara-sujeto (de la que se pueden hacer conjeturas según los elementos que aparezcan en la fotografía, y para la que hay un método de estimación muy preciso [10], si se cumplen las restricciones necesarias para su aplicación) y estimación de la pose de la cara expresada en tres ángulos *yaw*, *pitch* y *roll* (problema para el que ya existen métodos basados en DL que son capaz de estimar los tres ángulos con errores por debajo de los 3°, véase por ejemplo [11]). Aunque los resultados son provisionales y sobre un conjunto de datos reducido, la mejora de este algoritmo con respecto al estado del arte es cercana al 50%, o lo que es lo mismo, un error medio por debajo de los 2mm en el emparejamiento de landmarks craneométricos y cefalométricos.

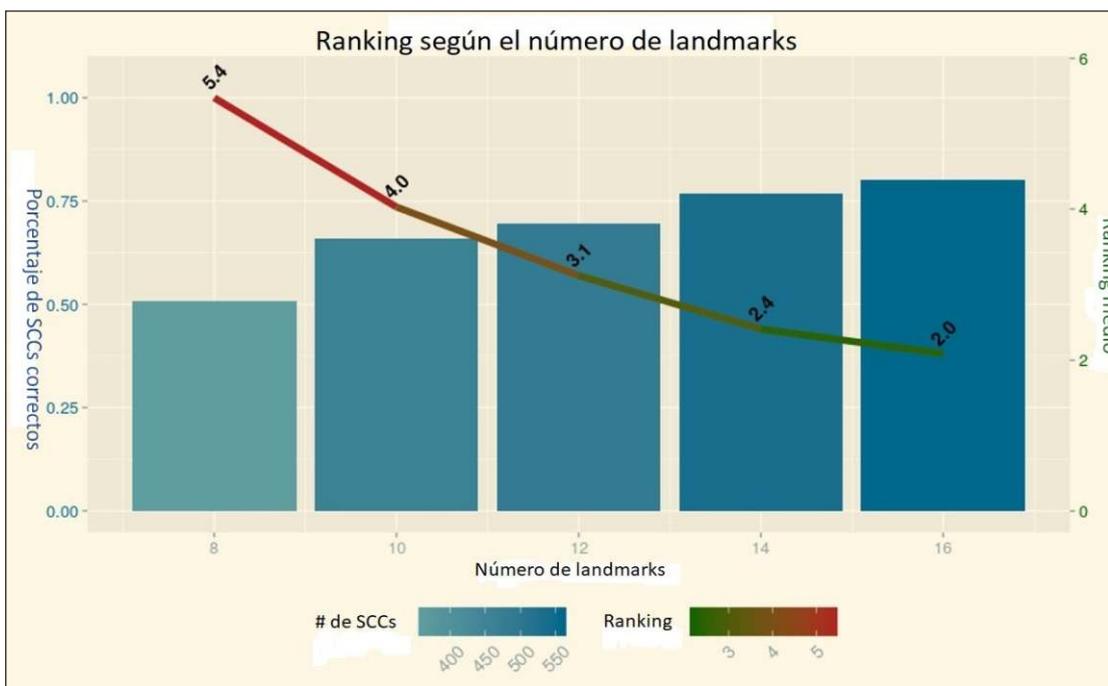


Figura 8: resultados de la utilización del algoritmo Valsecchi et al. 2018 sobre un total de 49.000 SCCs distintas, resultantes de la comparación cruzada de 70 sujetos (de los que tenemos los landmarks craneométricos y cefalométricos localizados sobre un TAC de cabeza) con 10 fotos simuladas para cada uno de ellos (700 fotos en total). Como grosor de tejido blando se usó la media, y los landmarks faciales 2D se obtuvieron tras la proyección de los landmarks faciales 3D y se les aplicó un error de 5x5 píxeles. El mismo algoritmo sobre el mismo conjunto de 49.000 SCCs se probó con distinto número de landmarks, 8, 10, 12, 14 y 16. Las barras verticales muestran el porcentaje de casos que fueron correctamente clasificados, es decir, si cada foto (simulada) se compara con los 70 cráneos y se calcula el error de retroproyección de los landmarks sobre el resultado proporcionado por el algoritmo, hay una clasificación correcta cuando el menor error de esas 70 comparaciones es el del cráneo que pertenece a la misma persona que la foto. Además del porcentaje de clasificaciones correctas, la intensidad del color denota el número de fotos correctamente clasificadas. Por último, la línea de color (rojo a verde) y los números encima de esta indican el ranking medio según el número de landmarks utilizados. El ranking medio es un número real entre 1 y el número de sujetos (70) que indica la posición media que ocupa el caso correcto dentro de un ranking ordenado por el error de retroproyección. Es decir, un ranking medio de 2, indica que, para cada una de las 700 fotos, cuando se comparan con cada uno de los 70 cráneos, en media, el cráneo que corresponden al mismo sujeto que la foto, está en la posición 2 del ranking (2° menor error). En este mismo escenario (70 sujetos y 700 fotos, grosor medio del tejido blando y error de 5x5 en landmarks 2D), si consideramos 29 landmarks y el error medio de 2 fotos del mismo sujeto, el ranking medio pasa a ser de 1.34 (1.03 si usamos el grosor de tejido real en lugar del error medio).

**EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.**

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Córdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

#### 2.4. Sistema de evaluación de la correspondencia craneofacial y apoyo a la toma de decisiones.

Los primeros y únicos intentos de automatizar la evaluación de las correspondencias anatómicas a partir de los SCC obtenidos en la correspondiente etapa, se han realizado en el marco de la tesis doctoral de C. Campomanes-Álvarez [12]. En este trabajo, los investigadores de la UGR modelaron la evaluación automática de nueve criterios morfológicos de la cara del cráneo (ver Figura 9) desarrollando el primer sistema de apoyo a la toma de decisiones para la identificación mediante SCF. La capacidad de identificación del sistema se analizó mediante las curvas CMC (del inglés, *Cumulative Match Characteristic*). Una curva CMC captura el porcentaje (o probabilidad) de que la coincidencia correcta de un caso aparezca en una lista de las  $r$  mejores coincidencias, donde  $r$  denota el ranking. En este ranking, también tenemos en cuenta el porcentaje con respecto al tamaño total de la muestra. A partir del análisis del experimento desarrollado [13], en donde se hicieron más de 500 comparaciones cruzadas, pudimos concluir que el sistema era adecuado para (ver Figura 10):

- Filtrado (clasificación) de casos: en el 62,5% de los casos el positivo se clasifica en la primera posición. Además, el caso positivo se incluyó dentro del 51% de los candidatos mejor clasificados con un 100% de probabilidad, es decir,

podemos filtrar el 49% de la muestra de manera totalmente automática.

- Establecimiento de la exclusión: la capacidad de determinar una identidad negativa se realizó con un 97,4% de precisión (97,4% de verdaderos negativos sobre el conjunto de datos utilizado).

Los algoritmos de Campomanes-Álvarez y colaboradores se integrarán en Skeleton-ID progresivamente, junto con las herramientas gráficas para delimitar las regiones faciales y craneales sujetas a la evaluación automática de la correspondencia morfológica. El impacto de este sistema en la aplicación de la técnica de SCF es evidente. Junto con los anteriores algoritmos basados en la IA, automatizan todo el proceso. Ofrecerá la posibilidad de abordar escenarios de comparación múltiple, ya que todas las comparaciones cruzadas de SCCs se generarán automáticamente junto con su evaluación morfológica. El resultado será una lista ordenada de candidatos para cada caso de AM y/o PM. Además de ahorrar mucho tiempo, conduce a un proceso más objetivo, ya que permite incluir información cuantitativa y rangos de error conocidos en el proceso de toma de decisiones. Esto es especialmente significativo en el caso de la estimación de los parámetros de la cámara con la que se tomó la fotografía.

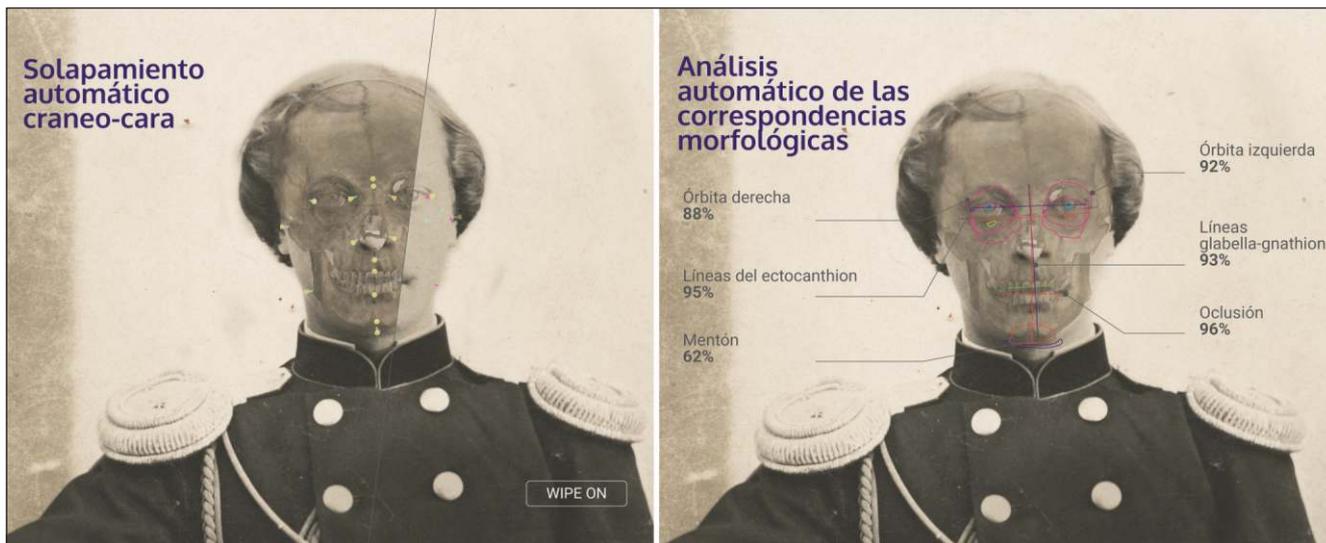


Figura 9: solapamiento cráneo-cara resultante de aplicar el algoritmo de así como los datos de grosor de tejido blando empleados (conos) y el grado de emparejamiento entre landmarks craneofaciales homólogos (izquierda). Ejemplo de la evaluación automática de criterios de correspondencia cráneo-cara sobre el mismo caso, incluyendo el nombre del criterio, el grado de emparejamiento y una representación visual de los elementos morfológicos considerados (derecha).

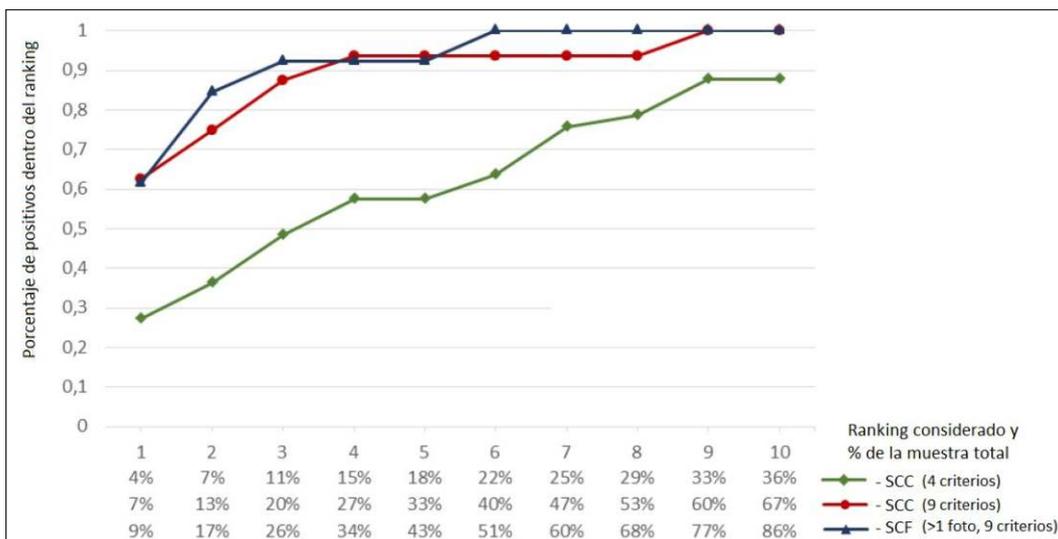


Figura 10: Curvas CMC para medir la capacidad de identificación del sistema jerárquico de apoyo a la decisión en SCF. Las líneas verde y roja muestran los resultados teniendo en cuenta una sola foto y evaluando hasta 4 y 9 criterios morfológicos, respectivamente. La línea azul muestra los resultados en aquellos casos en los que se dispone de más de una fotografía (se evaluaron hasta 9 criterios).

### 2.5. Otras tareas relacionadas con la SCF.

Las tres tareas anteriores se han asociado a las tres principales etapas de la SCF. Sin embargo, hay una tarea intermedia completamente omitida por las propuestas basadas en IA: la descripción de los rasgos morfométricos y morfológicos de la cara y el cráneo. Este es uno de los principales objetivos de la tesis doctoral de Rubén Martos, uno de los autores de este artículo, cuyos resultados también se espera que se integren pronto en Skeleton-ID. Por un lado, Martos y sus colaboradores han propuesto [14] una novedosa metodología para estimar las dimensiones reales (en mm) y los índices de proporcionalidad (DPI, del inglés *dimensions and proportionality indices*) a partir de medidas 2D (en píxeles) sobre fotografías mediante técnicas de regresión. El error en la estimación de los DPIs 3D puede llegar a ser del 35%, pero tanto el primer como el tercer cuartil están consistentemente dentro del rango del  $\pm 5\%$  (ver Figura 11). El siguiente paso en esta línea de investigación implica la extensión de la metodología a la comparación de imágenes de cráneos y caras. La implementación más directa es simplemente comparar los DPI craneales 3D con los DPI 3D estimados de las fotografías faciales 2D. Sin embargo, el grosor del tejido blando debe considerarse al comparar esos DPI, de modo que se introducirá una fuente adicional de incertidumbre, con un presunto impacto en su poder de discriminación. Por otra parte, como continuación de la tesis doctoral de Martos, planeamos automatizar la descripción morfológica facial y del cráneo. De hecho, ya hemos iniciado un proyecto de investigación destinado a automatizar la

descripción morfológica facial para fines de comparación facial forense en colaboración con la Policía Federal de Brasil.

Una cuestión transversal, de importancia relevante para todas las etapas de la SCF, se refiere a la estimación del grosor del tejido blando facial (FSTD, del inglés *Facial Soft Tissue Depth*). Cuando se aborda el SCC como un problema de emparejamiento de landmarks craneofaciales [9], la FSTD se calcula como el grosor medio por landmark a partir de una determinada muestra de una población de interés. En [15] proponemos evitar el uso de la media estadística, y sustituir esta estrategia por la regresión de una serie de landmarks tridimensionales en la cara a partir de landmarks tridimensionales en el cráneo de estudio (algo razonable si tenemos en cuenta que la tarea final es individualizar, no estudiar poblaciones), con el fin de estimar el FSTD que separa el cráneo de la cara para cada individuo en particular. En este estudio se compararon diferentes métodos de regresión (regresión lineal, perceptrón multicapa, *random forest*, SVM y *least square means*) y se analizan diferentes estrategias para lidiar con la falta de datos del conjunto de entrenamiento (no hay un marcado de landmarks homogéneo a lo largo de los 500 casos usados). Los resultados indicaron que nuestro modelo de regresión basado en un perceptrón multicapa es un mejor estimador que el promedio de la FSTD con significación estadística. Otros estudios sobre la influencia de usar valores de FSTD estimados en el algoritmo automático de SCC, así como en el proceso de toma de decisiones son parte del trabajo en curso.

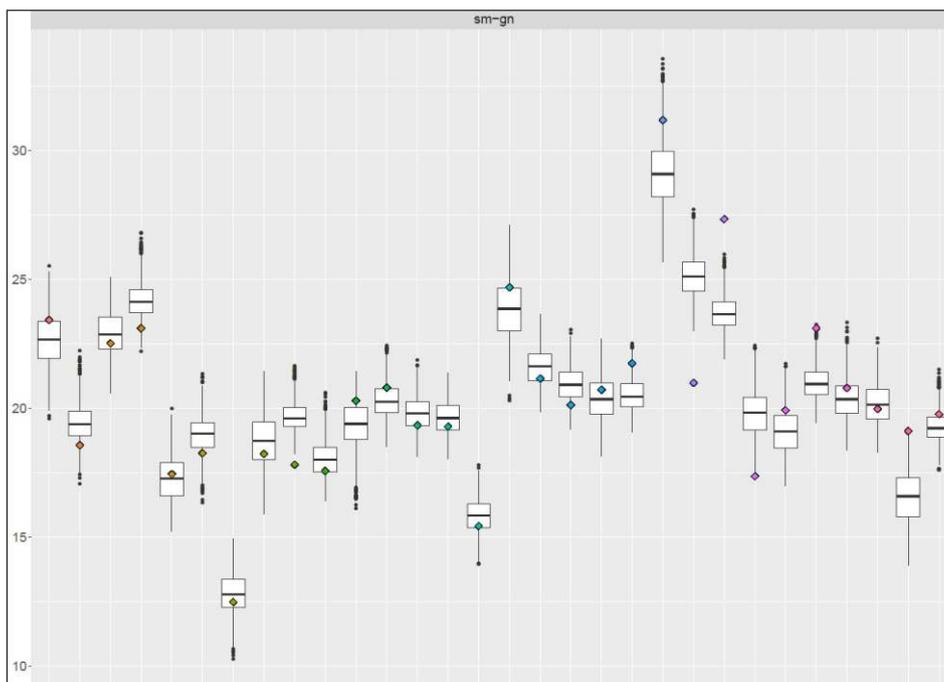


Figura 11: distancia (en mm) 3D estimada (boxplot) entre el supramental y el gnathion en 30 sujetos diferentes en comparación con la distancia real (diamante de color).

Por último, el equipo de investigación de Panacea también está trabajando para proporcionar soluciones automáticas basadas en algoritmos de IA a dos tareas que se aplicarán inicialmente al problema de SCF, pero con una aplicación directa en otros enfoques de la AF. En particular, la reconstrucción 3D de cráneos fragmentados y la generación semi-automática de informes de identificación mediante resumen lingüísticos. En cuanto al primer problema, sólo hay unos pocos enfoques preliminares [16] [17]. Aunque intentamos replicar las ideas proporcionadas en esas publicaciones, los resultados alcanzados no fueron satisfactorios en escenarios realistas. En lo que respecta al sistema de generación semi-automática de informes, nuestro primer objetivo ha sido proponer una plantilla de informe de SCF y tratar de promoverla y mejorar con el fin último de lograr un acuerdo internacional[18]. También estamos trabajando en un motor de generación de resúmenes lingüísticos capaz de resumir toda la información disponible de un determinado caso o casos de SCF utilizando lenguaje natural.

### 3. INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MÓDULO DE RADIOGRAFÍA COMPARATIVA.

La Radiografía Comparativa (RC) implica tradicionalmente la comparación de radiografías AM, realizadas generalmente por razones clínicas, con radiografías PM tomadas tratando de simular las radiografías AM en orientación y proyección. A

continuación, los expertos forenses realizan una comparación punto por punto, en busca de consistencias e inconsistencias en: morfología ósea, patrones trabeculares, anomalías esqueléticas, características dentales, condiciones patológicas y trauma, etc.

El módulo de RC es parte del desarrollo en curso y se estima que se integrará en Skeleton-ID a lo largo de 2020-21. Inicialmente proveerá todos los algoritmos basados en la IA desarrollados por la UGR durante los últimos cinco años. En particular, el algoritmo de registro de imágenes capaz de estimar los parámetros de adquisición de una radiografía y realizar la superposición de un modelo óseo 3D sobre esta [19]. Además, también incorporará los algoritmos de segmentación automática (basados en DL) del contorno del hueso de interés en radiografías[20].

Los resultados más recientes de nuestra metodología de radiografía comparativa automática se han presentado en 2019 durante las conferencias de la IACI[21] y la AEAOF [22], y de manera más extensa se analizan en sendos artículos sometidos (en proceso de revisión) a revistas del área de la IA [23, 24]. En estos trabajos se presenta y evalúa el marco totalmente automático de identificación mediante RC consistente en 3 etapas: segmentación, registro (o superposición) y cuantificación del error de solapamiento. En un primer estudio en el que la etapa de segmentación (de los senos frontales) se realizó manualmente, se consideró un escenario de comparación cruzada en el que se utilizaron 180

TACs y radiografías craneales de otras tantas personas, lo que dio lugar a un total de 32.400 comparaciones (cada TAC se comparó contra todas las radiografías). Los resultados de este enfoque semi-automático se analizan mediante las curvas CMC (ver la Figura 12, izquierda), en donde puede observarse que el individuo positivo se clasificó en el primer puesto (ranking 1) en el 50% de los casos, dentro de los 10 primeros individuos (el 5,5% de la muestra total) en el 73% de las veces, y para que en el 100% de los casos nos aseguremos de incluir el individuo positivo tenemos que considerar los 50 primeros (sobre una muestra de 180, es decir, el 27%). En un segundo estudio, sobre un conjunto de datos más reducido (100 comparaciones cruzadas), hemos estudiado el sistema completamente automático. Es decir, añadiendo la automatización de la fase de segmentación, y lo hemos comparado, usando las curvas CMC, con la segmentación manual. Como puede observarse en la Figura 12 (derecha), la capacidad de identificación del sistema se reduce cuando se usa la segmentación automática de los senos frontales en comparación con la segmentación manual por parte de un experto. Este resultado es coherente con la precisión alcanzada hasta el momento por el algoritmo de segmentación de senos frontales [24], que, debido al alto grado de oclusión y ruido, queda lejos todavía de la alta precisión que si hemos logrado en el caso de segmentación de clavículas [20]. No obstante, una línea de investigación en marcha estudia alternativas tanto para mejorar la precisión en la segmentación automática de senos frontales en radiografías como la segmentación de otras estructuras

óseas.

En todas estas experimentaciones hay que tener muy presente que la única medida del error considerada es una métrica que mide el solapamiento del contorno de los senos frontales 3D-2D. Sin embargo, la identificación por RC se basa en una comparación punto por punto, en busca de consistencias e inconsistencias en la morfología ósea, patrones trabeculares, anomalías esqueléticas, características dentales, condiciones patológicas y traumatismos, etc. Ninguna de estas características ha sido considerada y su análisis y comparación automática es una línea de investigación abierta en el futuro.

Como en el caso del sistema de apoyo a la toma de decisiones en SCF, los algoritmos basados en la IA ya son capaces de filtrar automáticamente muchos casos (alrededor de un 50%) en un escenario de comparación múltiple sin intervención humana alguna. Además, proporcionan una superposición precisa para la siguiente comparación punto por punto. De hecho, la automatización de esta última forma parte de las futuras líneas de investigación relativas a esta prometedora técnica de identificación, que también incluye el desarrollo de estudios de fiabilidad utilizando las regiones anatómicas más comúnmente empleadas en la identificación por RC. Además, se abordará el escenario 3D AM-3D PM, dado el creciente número de TACs y resonancias magnéticas que se realizan diariamente.

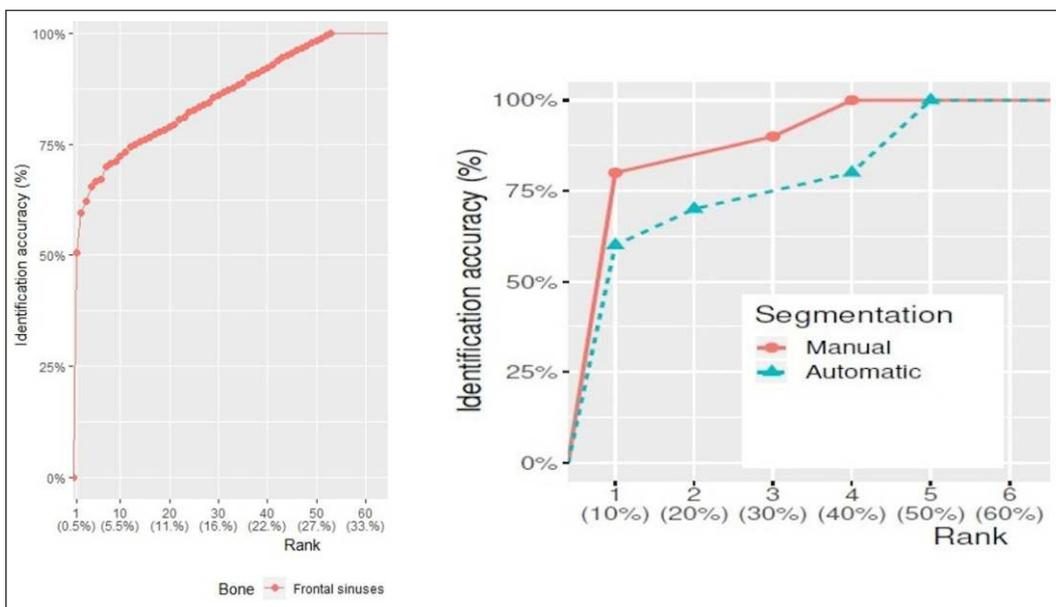


Figura 12: curvas CMC para medir la capacidad de identificación del sistema jerárquico de apoyo a la decisión en RC. En la imagen de la izquierda, resultado de la comparación cruzada de 180 TACs contra 180 radiografías de cabeza (32.400 comparaciones) en las que los senos frontales fueron segmentados manualmente por un experto. En la imagen de la derecha, comparativa de las curvas CMC resultantes de realizar 100 comparaciones cruzadas de senos frontales siguiendo un enfoque totalmente automático.

#### 4. INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MÓDULO DE ESTIMACIÓN DEL PERFIL BIOLÓGICO.

Determinar el perfil biológico (PB), edad, sexo, ascendencia y estatura, es un proceso fundamental para la reducción del rango de posibles coincidencias durante el proceso de identificación. Se ha estudiado durante más de 300 años y se han desarrollado un gran número de aproximaciones automáticas y no automáticas.

Skeleton-ID incluirá a lo largo de 2020-21 diferentes formas (formularios, medidas manuales y automáticas sobre fotos y modelos, atlas morfológicos, etc.) de introducir la información cuantitativa y cualitativa necesaria para realizar directamente la mayoría de los métodos utilizados actualmente de estimación del perfil biológico. En paralelo, los investigadores de la UGR y Panacea tienen en marcha cuatro líneas de investigación apoyadas en el uso de técnicas de IA:

- 1) Estimación de la edad y el sexo a partir de fotografías de la sínfisis púbica.
- 2) Estimación de la edad y el sexo a partir de modelos 3D de diferentes huesos.
- 3) Estimación de la edad a partir de imágenes de rayos X.
- 4) Estimación del sexo en subadultos a partir de fotografías del Ilión.

En todos esos casos el objetivo es que los algoritmos de aprendizaje automático sean capaces de superar los actuales métodos de estimación del PB debido a su capacidad de reconocimiento de patrones cuando se dispone de un conjunto de datos amplio y representativo. En la medida en que los datos necesarios sean más accesibles, creemos firmemente que las técnicas de estimación de PB experimentarán una mejora significativa en su precisión. De hecho, ya hay algunos trabajos que automatizan completamente la estimación de la edad utilizando técnicas de aprendizaje automático (principalmente DL) con una precisión excepcional[25-28].

#### 5. INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL MÓDULO DE COMPARACIÓN DENTAL.

Este es el último de los módulos que se encuentra tanto en proceso de desarrollo como de investigación. Este módulo está pensado para proporcionar herramientas con las que

comparar información odontológica tanto en forma de identificadores dentales, siguiendo la codificación de INTERPOL, sobre grandes bases de datos, como mediante imágenes 2D y 3D para el cortejo AM-PM.

Con respecto al primer punto, Skeleton-ID permite recoger estos identificadores en la ficha de datos post-mortem (ver Figura 13). El siguiente paso, en el que estamos trabajando, es el desarrollo de un motor de búsqueda, comparación y ranking de compatibilidad de la información odontológica. En cuanto a la comparación de imágenes AM-PM con información odontológica, nos encontramos en la fase inicial de dos proyectos de investigación en los que pretendemos estudiar y desarrollar métodos automáticos de comparación de imágenes 3D-2D y 3D-3D de arrugas palatinas y de morfología dental.

#### 6. OTROS MÓDULOS QUE SE INCORPORARÁN A FUTURO.

Panacea pretende ampliar sus actividades de investigación, en colaboración con la UGR y otros centros de investigación, a los siguientes temas.

##### 6.1. Estimación de la edad cronológica de menores no acompañados.

El objetivo final es aumentar la precisión de la estimación de la edad cronológica por parte de los profesionales, criticada en ocasiones por diferentes ONGs debido a sus tasas de error, reduciendo los tiempos de estimación y la subjetividad. Volveremos a seguir un doble enfoque. Por un lado, desarrollaremos software y herramientas gráficas para facilitar y optimizar la aplicación de los métodos existentes más aceptados, es decir, el análisis de la forma y el tamaño de los elementos óseos individuales y el estado de osificación de las placas epifisarias en imágenes de rayos X de la mano, la mineralización de los terceros molares evaluada mediante un ortopantomograma, y la evaluación del grado de osificación de la epífisis clavicular media en TACs. Por otro lado, recientemente hemos iniciado una línea de investigación específica para automatizar totalmente esta tarea a partir de una determinada radiografía, TAC o resonancia magnética mediante técnicas de DL. Inicialmente nos centraremos en los mismos huesos e imágenes (mano, dientes y clavícula) pero también ampliaremos nuestro estudio a otros huesos como el hueso pélvico debido a los prometedores resultados recientemente conseguidos por Li y colaboradores [27]. Un desafío adicional en esta línea de investigación será incluir en los modelos de aprendizaje automático parámetros del examen físico, es decir,

enfermedades que influyen en el crecimiento, medicamentos, datos antropométricos como la altura, el

peso y el tipo de cuerpo, así como los signos externamente reconocibles de madurez sexual.

**Edit post-mortem case**

Domain: UGR

Name: PM57

Min Death Date: 15/10/2018 | Max Death Date: 15/10/2019

Min Person Age: 59 | Max Person Age: 71

Min Height: 154.36 | Max Height: 166.2

Ancestry: Caucasoid | Sex: Woman

Cranium Conservation: Complete | Mandible Conservation: Present

Teeth Conservation: Sufficient

Person Odontology Type: Permanent

11	12	13	14	15	16	17	18
X ...	X ...	U ...					
21	22	23	24	25	26	27	28
X ...	X ...	W ...	X ...	X ...			
31	32	33	34	35	36	37	38
X ...	U ...	X ...					
41	42	43	44	45	46	47	48
X ...	U ...						

Figura 13: formulario con toda la información relevante para un caso PM, incluyendo la fecha de la muerte, datos del perfil biológico e información del estado de conservación de cráneo y dientes. En la parte inferior se puede observar la interfaz desarrollada para recoger los identificadores dentales según la codificación de INTERPOL para los dientes permanentes y primarios.

### 6.2. Comparación forense facial.

Nuestro objetivo es apoyar, con herramientas ad-hoc y algoritmos automáticos, la identificación facial forense dado un conjunto reducido de candidatos (como resultado de un proceso previo de clasificación desarrollado por un sistema de reconocimiento facial o debido a la naturaleza de la investigación), es decir, la comparación facial forense (CFF).

Actualmente esta tarea la realizan manualmente policías

capacitados mediante el examen de imágenes faciales o vídeos con un poco de apoyo de programas informáticos de procesamiento de imágenes de uso general. Los dos principales grupos encargados de la normalización y definición de buenas prácticas en materia de CFF son el Grupo de Trabajo sobre Imágenes Digitales (DIWG) de la ENFSI y el Grupo de Trabajo Científico sobre Identificación Facial (FISWG). Aunque se han estudiado cuatro enfoques principales diferentes, sólo recomiendan el análisis morfológico.

EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Cerdón O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

Nuestro objetivo es desarrollar una solución de software para facilitar el enfoque tradicional del análisis morfológico. Esto implica herramientas para la extracción de fotogramas de los vídeos, filtros para mejorar la calidad de la imagen, detección de puntos de referencia cefalométricos y regiones anatómicas, escenas de superposición y comparación lado a lado, etc. Además de estas herramientas, hemos iniciado una línea de investigación para desarrollar algoritmos automáticos precisos y objetivos para aplicar dos de los enfoques desaconsejados por su subjetividad y errores asociados: la clasificación morfológica y la fotoantropometría. En particular, nuestro objetivo es categorizar automáticamente la morfología y estimar el DPI 3D a partir de una fotografía facial determinada. Con respecto a esta última, como se explica en el módulo de SCF, hemos propuesto un algoritmo de aprendizaje automático capaz de estimar DPIs 3D a partir de fotografías 2D (véase la Figura 11)[14]. Además, hemos desarrollado una metodología de filtrado de casos que ha demostrado ser útil en la tarea de reducir la lista de posibles candidatos para una fotografía determinada. Es capaz de eliminar, en promedio (validado mediante validación cruzada), hasta el 57% de los casos negativos, dependiendo de la cantidad de DPIs disponibles.

En cuanto a la clasificación morfológica automática, llevamos trabajando más de un año en el diseño de un novedoso atlas de la morfología facial que nos permita posteriormente etiquetar cientos de imágenes con las que entrenar algoritmos de aprendizaje automático. Como alternativa a las propuestas basadas en atlas, donde se dan algunos ejemplos de rasgos faciales, proponemos el uso de imágenes faciales sintéticas [29]. Hemos utilizado MakeHuman™, una solución de software específicamente diseñada para el modelado de humanos virtuales, con un sistema simple pero completo que incluye la simulación del movimiento muscular. Empleando este software, hemos desarrollado una guía concisa para el etiquetado morfológico con un conjunto de 39 criterios faciales, modelando todos ellos en una escala progresiva (con 11 ejemplos por criterio) incluyendo apariencias "normales" y ambos extremos de desviación. Hemos desarrollado estudios inter- e intra-observador en los que hemos creado un escenario simulado con modelos faciales 3D de los que conocemos el valor real (pesos numéricos en el software MakeHuman) asignado a todos los rasgos faciales evaluados. A continuación, pedimos a los participantes que hagan coincidir los criterios observados en la imagen con el ejemplo más similar de la guía, que se ha asignado con un valor anterior para compararlo posteriormente con el valor ground truth (es decir, el valor correcto que esperamos obtener). Por primera vez, en este trabajo hemos desarrollado una metodología para comparar directamente los resultados obtenidos por un observador con datos reales para un conjunto de criterios faciales. Esto nos permite determinar qué criterios son más objetivos y cuáles más

discriminatorios. En nuestro anterior estudio piloto, y de forma similar a las conclusiones alcanzadas en la literatura científica relacionada [30], siguiendo la metodología tradicional, obtuvimos varias discrepancias entre los participantes y una alta variabilidad entre los expertos. Ahora, con este nuevo enfoque, se han obtenido resultados prometedores en un primer estudio piloto, con una baja variabilidad entre expertos y una alta precisión (alrededor del 80%).

### 6.3. Patología y traumatología.

La patología y la traumatología con fines de medicina forense ha atraído una atención realmente limitada de los investigadores en IA. Sin embargo, consideramos que este campo es uno de los más prometedores para la aplicación de los enfoques basados en la IA debido a las siguientes razones:

- El extraordinario éxito de los enfoques basados en la IA en la medicina clínica durante los últimos años [31]. Un ejemplo paradigmático es el caso del diagnóstico automático de radiografías de tórax por medio de ConvNets [32-34]. Estos algoritmos son capaces de clasificar automáticamente hasta 40 patologías con una mayor precisión que un radiólogo experto, ya que un equipo de radiólogos está más de acuerdo en promedio con el algoritmo que con el resto de los expertos.
- La facilidad y el relativo bajo costo de adquirir este tipo de datos, los rayos X. Además, hay un número creciente de laboratorios en todo el mundo que realizan autopsias virtuales (virtopsia) como práctica diaria. Una práctica común en algunos de ellos es realizar un TAC de todo el cadáver. Esto implica una fuente de datos enorme extremadamente rica para llevar a cabo este tipo de proyectos de investigación.

## 7. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN.

Más allá del mundo académico, el impacto de la IA en la práctica diaria de la identificación se limita a la biometría (rostro, huellas dactilares, etc.) y al ADN, pero hasta la fecha, los expertos forenses no han dispuesto de ninguna herramienta basada en IA para automatizar las tareas relacionadas con la identificación forense de seres humanos utilizando los métodos de la AF. En ese sentido, Skeleton-ID es la primera herramienta diseñada para llenar este vacío tecnológico aportando un novedoso paradigma automático asistido por ordenador para la identificación humana basado en los métodos de AF, gracias a las innovadoras

metodologías y algoritmos de automatización de IA desarrollados por Panacea en colaboración con la UGR. Estos algoritmos se basan en tres ramas de la AI, la visión por computador, el *soft computing* y el aprendizaje automático para automatizar técnicas de identificación como la SCF y la RC, mediante el análisis y la comparación imparcial y precisa de los datos AM (imágenes, rayos X) con los modelos óseos PM 3D; y la estimación del PB, tanto en vivo como en muerto, a partir de rayos X a imágenes 2D y 3D. Además, esta tecnología permite realizar rápidamente múltiples comparaciones y nuevos casos de uso. Skeleton-ID ofrece una herramienta de filtrado muy eficiente, que puede reducir en gran medida los candidatos de una base de datos en minutos en lugar de días, gracias a su capacidad para llevar a cabo comparaciones múltiples de manera automática, por lo que reduce enormemente (atendiendo a nuestros cálculos, al menos en un 90%) el tiempo empleado en estas técnicas forenses.

Ya en su versión actual, Skeleton-ID es la única herramienta diseñada específicamente para dar soporte a la técnica de SCF, proporcionando un conjunto de herramientas enfocadas a mejorar la precisión y rapidez en la aplicación de esta técnica. Si bien la SCF es hoy en día una técnica no recomendada como método de identificación primario, su alto potencial de aplicabilidad (solo requiere fotografías como material AM) y los resultados prometedores alcanzados recientemente, vislumbran un futuro donde esta técnica pueda ganar presencia en muchos más países y escenarios de los que se usa en la actualidad. Tanto los trabajos de investigación realizados por los investigadores de Panacea-UGR, como los estudios piloto realizados por estos en colaboración con otras instituciones como la Universidad de Vilnius, proporcionan datos cuantitativos (todavía preliminares) que invitan al optimismo:

- La unicidad del cráneo, y la capacidad de la individualización a partir de fotografías y modelos craneofaciales (en escenarios controlados) ha quedado demostrada de manera cuantitativa por primera vez utilizando una amplia muestra de decenas de miles de comparaciones cruzadas.
- Los recientes avances en el algoritmo de SCC, que hace uso de varias fotos de manera simultánea y considera información a priori de la foto dentro del proceso de superposición (focal, estimación de la pose y la distancia cámara-sujeto) han hecho posible que un método totalmente automático sea capaz de filtrar entre un 70% y un 95% (resultados preliminares, se espera la publicación de un estudio pormenorizado en los próximos meses) de la muestra a la par que proporcionar SCC muy precisos (error medio por debajo de los 2mm) a partir del análisis de los cuales poder tomar mejores decisiones.

- El uso de la herramienta Skeleton-ID en un estudio ciego sobre una fosa común con 18 esqueletos, realizado por un antropólogo inexperto, en el que solo se contaba con el material digital (fotos y modelos 3D), en un escenario complejo (solo una fotografía por caso, algunas de muy mala calidad), arrojó unos resultados muy positivos a pesar de las dificultades mencionadas [35]: se realizaron un total de 198 comparaciones cruzadas mediante SCF (18 esqueletos x 11 candidatos), de estas, se pudieron obtener conclusiones en 161 de los casos, siendo el porcentaje de decisiones correctas del 98,76%. Los únicos errores (falsos positivos) se produjeron en dos casos que se calificaron como positivos con un apoyo limitado (el menor soporte posible dentro de la escala MEPROCS). Otro dato muy relevante fue el tiempo empleado. En un total de 90 horas un antropólogo inexperto fue capaz de situar de manera precisa los landmarks craneométricos y cefalométricos, realizar 216 SCCs (18 cráneos 3D x 12 fotografías faciales, pues de uno de los 12 candidatos se disponía de dos fotografías), analizar las correspondencias morfológicas y llegar a conclusiones sobre la mayoría de los casos abordados.

Este ya es el presente, pero el futuro es mucho más prometedor. Es de esperar que las 90 horas empleadas por el antropólogo en el estudio anterior puedan ser muchas menos cuando se incorporen a Skeleton-ID los algoritmos de localización automática de landmarks cefalométricos y craneométricos y el nuevo algoritmo de SCC, mucho más preciso y que requiere del refinamiento por parte del experto en un número muchísimo menor de casos. Además, con la incorporación de este nuevo algoritmo, Skeleton-ID incorporará la capacidad de hacer comparaciones múltiples y ordenar los candidatos según el error de retroproyección, que como hemos contado anteriormente, puede ayudar a filtrar entre un 70% y un 95% de los casos sin intervención del experto alguna.

Como se ha mencionado a lo largo de este trabajo, el futuro de este software va mucho más allá del uso de la técnica de SCF, pues se irán incorporando paulatinamente herramientas y algoritmos de IA para dar soporte a la estimación del PB o la identificación mediante RC, áreas en las que ya existen trabajos previos realizados por investigadores de la UGR con resultados igualmente prometedores.

Skeleton-ID es un proyecto de largo recorrido en el que buscamos dotar a los expertos forenses de mejores herramientas y de unos nuevos compañeros de trabajo, los algoritmos de IA. Esta tecnología ya está entre nosotros desde hace años y su presencia es cada vez mayor en muchos de los bienes de consumo que utilizamos a diario. En aquellos casos en los que la tarea sea repetitiva y fácilmente realizable desde un punto de vista cognitivo, la IA sustituirá al hombre. Este no es el caso de la identificación humana, en

donde el enfoque que se persigue es el de mejorar las capacidades de los expertos mediante herramientas “inteligentes”. No obstante, hay muchas evidencias, en campos científicos muy diversos, de la conveniencia de la simbiosis y trabajo colaborativo hombre-máquina.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido cofinanciado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades, a través de las subvenciones SNEO-20191236 (programa Neotec del CDTI), PTQ-17-09306 (programa Torres Quevedo) y PGC2018-101216-B-I00 (proyecto EXASOCO), todos ellos incluyendo fondos FEDER.

### 8. BIBLIOGRAFÍA.

1. SKELETON-ID, <https://skeleton-id.com/>.
2. BOLLIGER SA, THALI MJ. Imaging and virtual autopsy: looking back and forward. *Philos Trans R Soc B Biol Sci*; 370. Epub ahead of print 5 August 2015. DOI: 10.1098/rstb.2014.0253.
3. HUETE MI, IBÁÑEZ O, WILKINSON C, et al. Past, present, and future of craniofacial superimposition: Literature and international surveys. *Leg Med Tokyo Jpn* 2015; 17: 267-278.
4. DAMAS S, CORDÓN O, IBÁÑEZ O, et al. Forensic identification by computer-aided craniofacial superimposition: A survey. *ACM Comput Surv* 2011; 43: 27:1-27:27.
5. CAMPOMANES-ÁLVAREZ BR, IBÁÑEZ O, NAVARRO F, et al. Computer vision and soft computing for automatic skull-face overlay in craniofacial superimposition. *Forensic Sci Int* 2014; 245: 77-86.
6. LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning. *Nature* 2015; 521: 436-444.
7. GÓMEZ G, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. Automatic Cephalometric Landmarks Localization Using Deep Convolutional Neural Networks. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 48.
8. WHITE JD, ORTEGA-CASTRILLÓN A, MATTHEWS H, et al. MeshMonk: Open-source large-scale intensive 3D phenotyping. *Sci Rep* 2019; 9: 1-11.
9. VALSECCHI A, DAMAS S, CORDÓN O. A Robust and Efficient Method for Skull-Face Overlay in Computerized Craniofacial Superimposition. *IEEE Trans Inf Forensics Secur* 2018; 13: 1960-1974.
10. STEPHAN CN. Estimating the Skull-to-Camera Distance from Facial Photographs for Craniofacial Superimposition. *J Forensic Sci* 2017; 62: 850-860.
11. XIA J, CAO L, ZHANG G, et al. Head Pose Estimation in the Wild Assisted by Facial Landmarks Based on Convolutional Neural Networks. *IEEE Access* 2019; 7: 48470-48483.
12. CAMPOMANES-ALVAREZ C, IBÁÑEZ O, CORDÓN O. Design of criteria to assess craniofacial correspondence in forensic identification based on computer vision and fuzzy integrals. *Appl Soft Comput* 2016; 46: 596-612.
13. CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, MARTOS-FERNÁNDEZ R, WILKINSON C, et al. Modeling Skull-Face Anatomical/Morphological Correspondence for Craniofacial Superimposition-Based Identification. *IEEE Trans Inf Forensics Secur* 2018; 13: 1481-1494.
14. MARTOS R, VALSECCHI A, IBÁÑEZ O, et al. Estimation of 2D to 3D dimensions and proportionality indices for facial examination. *Forensic Sci Int* 2018; 287: 142-152.
15. URDÍN D, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. 24. Urdín, D., Mesejo, P., Ibáñez, O., Valsecchi, A., Guyomarc'h, P., Coqueugniot, H., 2019. Facial Soft Tissue Depth Estimation using Machine Learning Techniques. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 50.
16. LI X, YIN Z, WEI L, et al. Symmetry and template guided completion of damaged skulls. *Comput Graph* 2011; 35: 885-893.
17. ZHANG K, YU W, MANHEIN M, et al. 3D Fragment Reassembly Using Integrated Template Guidance and Fracture-Region Matching. In: *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2015, pp. 2138-2146.
18. IBÁÑEZ O, MARTOS R, CAMPOMANES-ÁLVAREZ C, et al. An identification report template for linguistic summarization in Craniofacial Superimposition. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 39.
19. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, VALSECCHI A, et al. 3D-2D silhouette-based image registration for comparative radiography-based forensic identification. *Pattern Recognit* 2018; 83: 469-480.
20. GÓMEZ O, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. Deep architectures for high-resolution multi-organ chest X-ray image segmentation. *Neural Comput Appl*. Epub ahead of print 21 October 2019. DOI: 10.1007/s00521-019-04532-y.

EL PROYECTO SKELETON-ID: HACIA UNA IDENTIFICACIÓN HUMANA MÁS RÁPIDA, OBJETIVA Y PRECISA.

Ibáñez O, Alemán I, Bermejo E, Corbal I, Cordon O, Damas S, Gómez G, Gómez I, Gómez O, González A, Macías M, Martos R, Mesejo M, Panizo M, Prada K, Valsecchi A.

21. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, MESEJO P, et al. Automatic Segmentation of Skeletal Structures in X-ray Images Using Deep Learning: Towards a Computer-aided Decision Support System for Comparative Radiography. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 49.
22. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, MESEJO P, et al. Towards a Computer-aided Decision Support System for Comparative Radiography. In: *Proceedings of the XI Reunión Científica Internacional de la Asociación Española de Antropología y Odontología Forense (AEAOF)*. Pastrana, Spain, 2019.
23. GÓMEZ O, IBÁÑEZ O, VALSECCHI A, et al. Comparative Radiography by 3D-2D evolutionary image registration: performance analysis of the real-coded evolutionary algorithm. *Submitted to Applied Soft Computing on 15/05/2019*.
24. GÓMEZ O, MESEJO P, IBÁÑEZ O, et al. Deep architectures for the segmentation of frontal sinuses in X-Ray images: towards an automatic forensic identification system in comparative radiography. *Submitted to Neurocomputing on 08/04/2020*.
25. VILLAR P, ALEMÁN I, CASTILLO L, et al. A first approach to a fuzzy classification system for age estimation based on the pubic bone. In: *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. 2017, pp. 1-6.
26. LARSON DB, CHEN MC, LUNGREN MP, et al. Performance of a Deep-Learning Neural Network Model in Assessing Skeletal Maturity on Pediatric Hand Radiographs. *Radiology* 2018; 287: 313-322.
27. LI Y, HUANG Z, DONG X, et al. Forensic age estimation for pelvic X-ray images using deep learning. *Eur Radiol* 2019; 29: 2322-2329.
28. ŠTERN D, PAYER C, URSCHLER M. Automated age estimation from MRI volumes of the hand. *Med Image Anal* 2019; 58: 101538.
29. MARTOS R, IBÁÑEZ O, Alemán I. A new atlas of facial features for morphological analysis employing synthetic facial images. In: *Proceedings of the 18th Meeting of the International Association for Craniofacial Identification (IACI)*. Baton Rouge, USA, 2019, p. 38.
30. RITZ-TIMME S, GABRIEL P, OBERTOVAR Z, et al. A new atlas for the evaluation of facial features: advantages, limits, and applicability. *Int J Legal Med* 2011; 125: 301-306.
31. BRINKER TJ, HEKLER A, ENK AH, et al. Deep learning outperformed 136 of 157 dermatologists in a head-to-head dermoscopic melanoma image classification task. *Eur J Cancer* 2019; 113: 47-54.
32. LIU J, ZHAO G, FEI Y, et al. Align, Attend and Locate: Chest X-Ray Diagnosis via Contrast Induced Attention Network With Limited Supervision. In: *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2019, pp. 10631-10640.
33. LASERSON J, LANTSMAN CD, COHEN-SFADY M, et al. TextRay: Mining Clinical Reports to Gain a Broad Understanding of Chest X-Rays. In: Frangi AF, Schnabel JA, Davatzikos C, et al. (eds) *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention - MICCAI 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 553-561.
34. WANG X, PENG Y, LU L, et al. TieNet: Text-Image Embedding Network for Common Thorax Disease Classification and Reporting in Chest X-Rays. In: *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018, pp. 9049-9058.
35. MARTOS R, IBÁÑEZ O, VALSECCHI A, et al. Identificación de los líderes rebeldes ejecutados durante el levantamiento polaco-lituano contra el Imperio Ruso de 1863-64 mediante superposición craneofacial usando Skeleton-ID. *Rev Int Antropol Odontol Forense*.