



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.

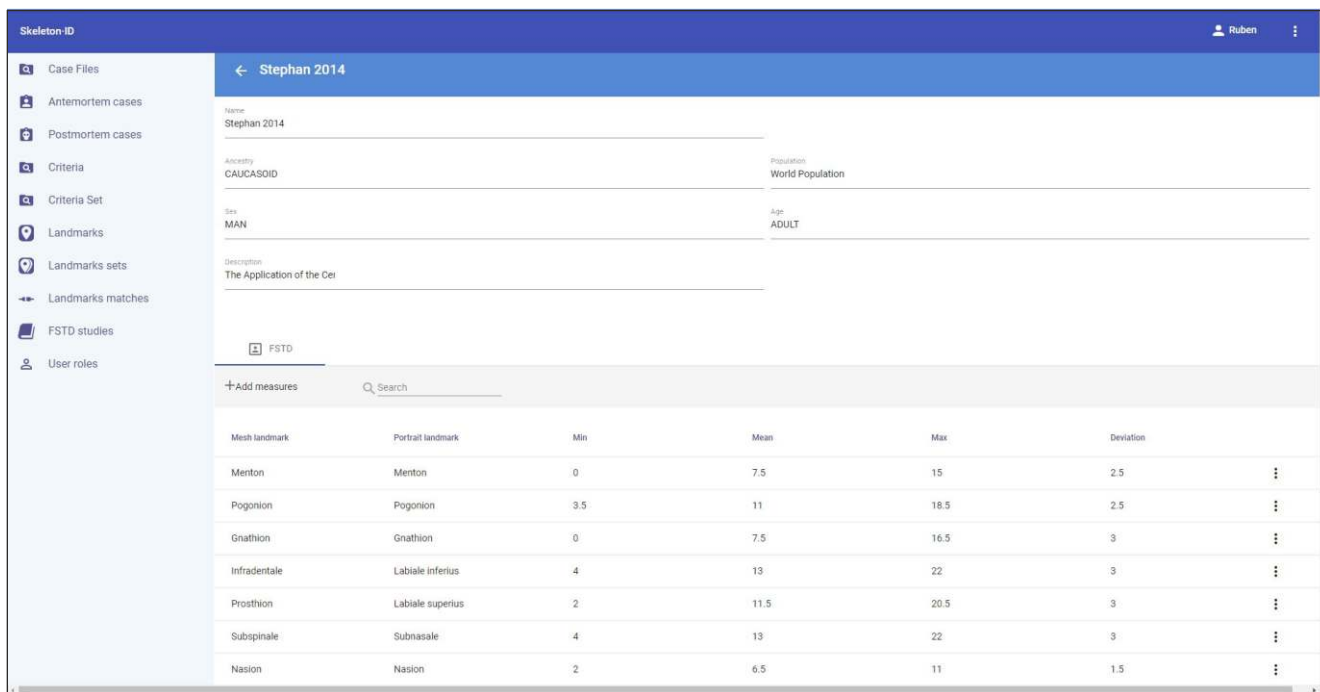


Figura 1: panel de administración de Skeleton-ID para la definición de estudios de tejido blando.

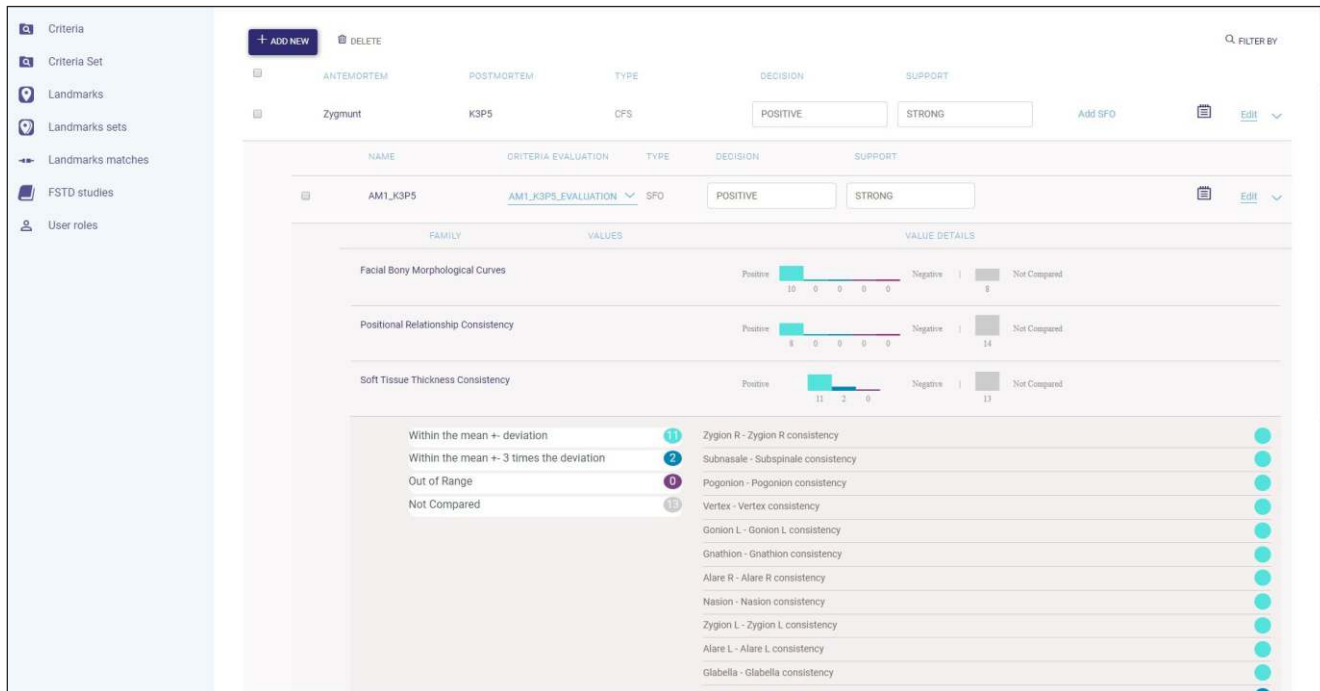


Figura 2: panel de informes de identificación con datos heterogéneos. Opciones de filtrado y toma de decisiones jerárquica: decisión a nivel de caso de superposición craneofacial, decisión a nivel de un solapamiento cráneo-cara concreto y decisión a nivel de criterios anatómicos).

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.

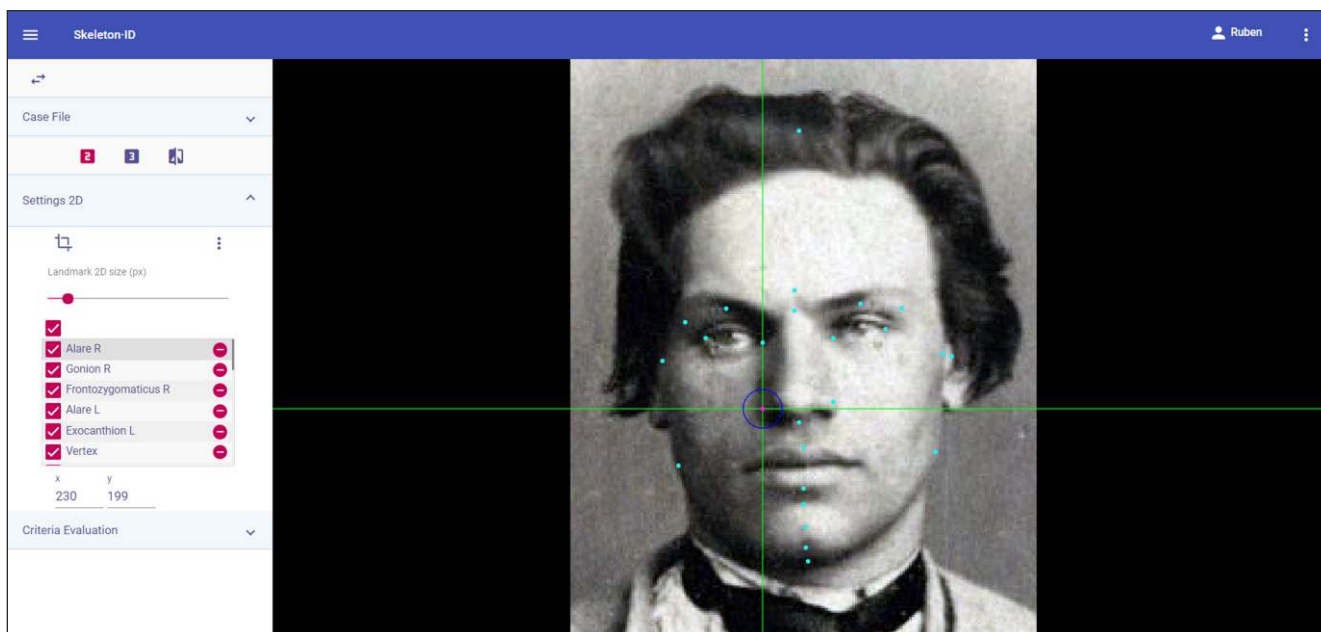


Figura 3: Herramientas de localización de landmarks cefalométricos. Líneas perpendiculares para reducir el error inter- e intra-experto en la localización de landmarks.

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.

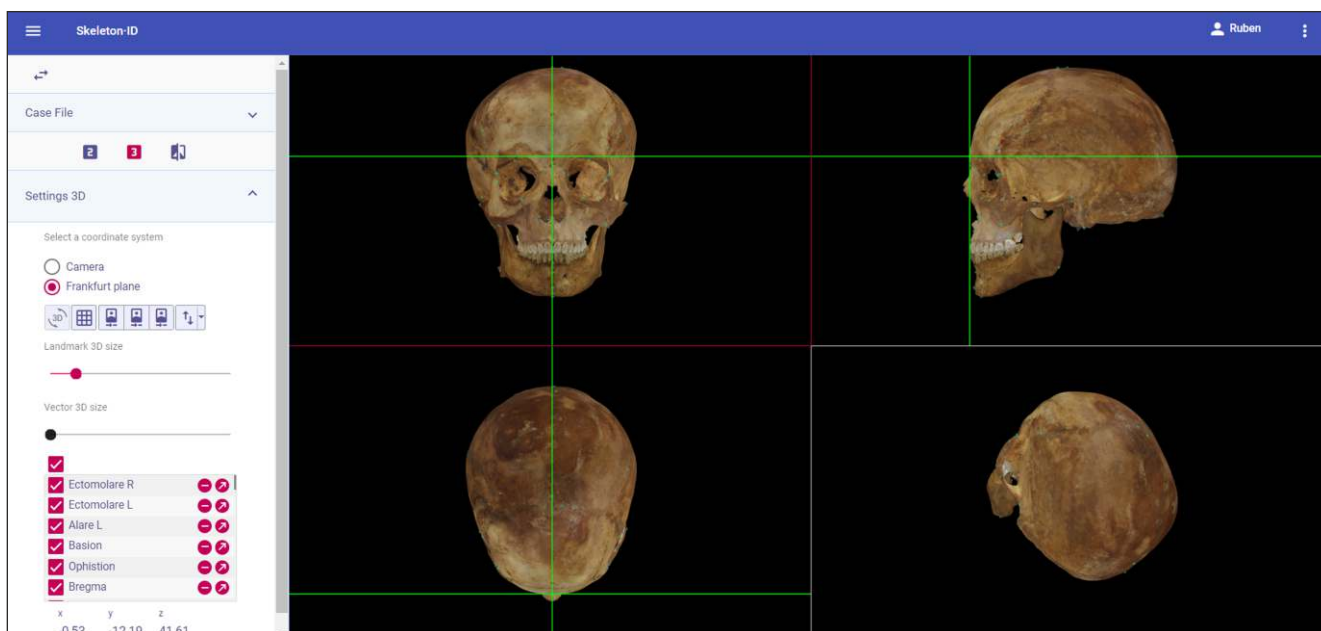


Figura 4: Herramientas de localización de landmarks craneométricos (. Una vez establecido el plano de Frankfurt, la ventana se divide en cuatro para mostrar e interactuar con los planos coronal, axial y sagital, y el modelo 3D libre (izquierda).

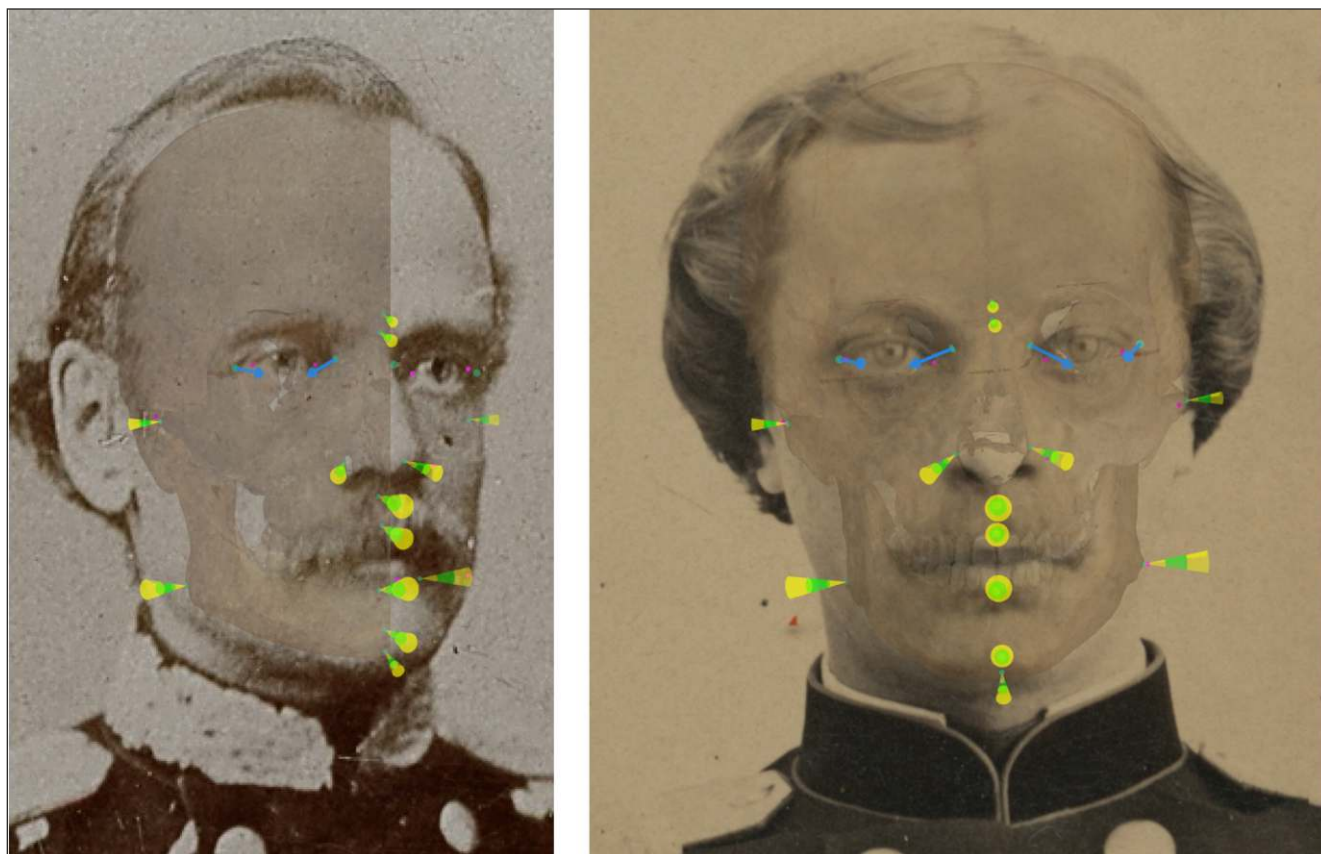


Figura 5: Modo de barrido (izquierda) y niveles de transparencia (derecha) para facilitar el análisis y la evaluación de las correspondencias anatómicas en la técnica de superposición craneofacial. Las imágenes anteriores también muestran la proyección de conos de color según el estudio de grosor del 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 registro 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.

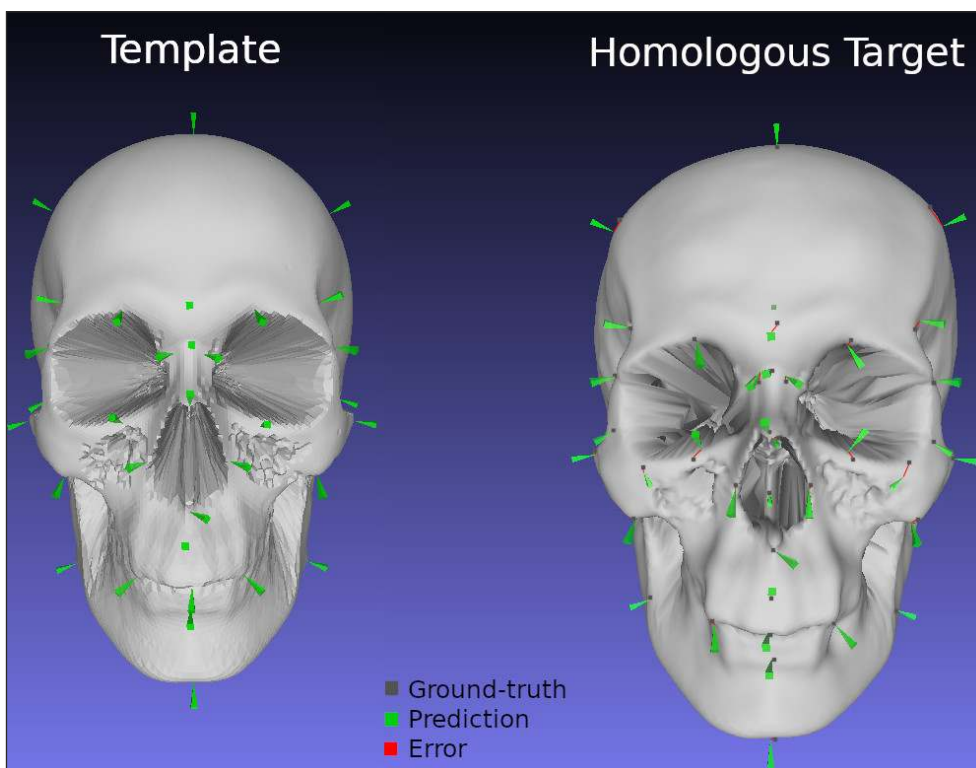


Figura 7: representación gráfica del error de localización de landmarks craneométricos de nuestro algoritmo automático (método de creación y registrado de plantilla de referencia y transferencia de landmarks).

### 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.

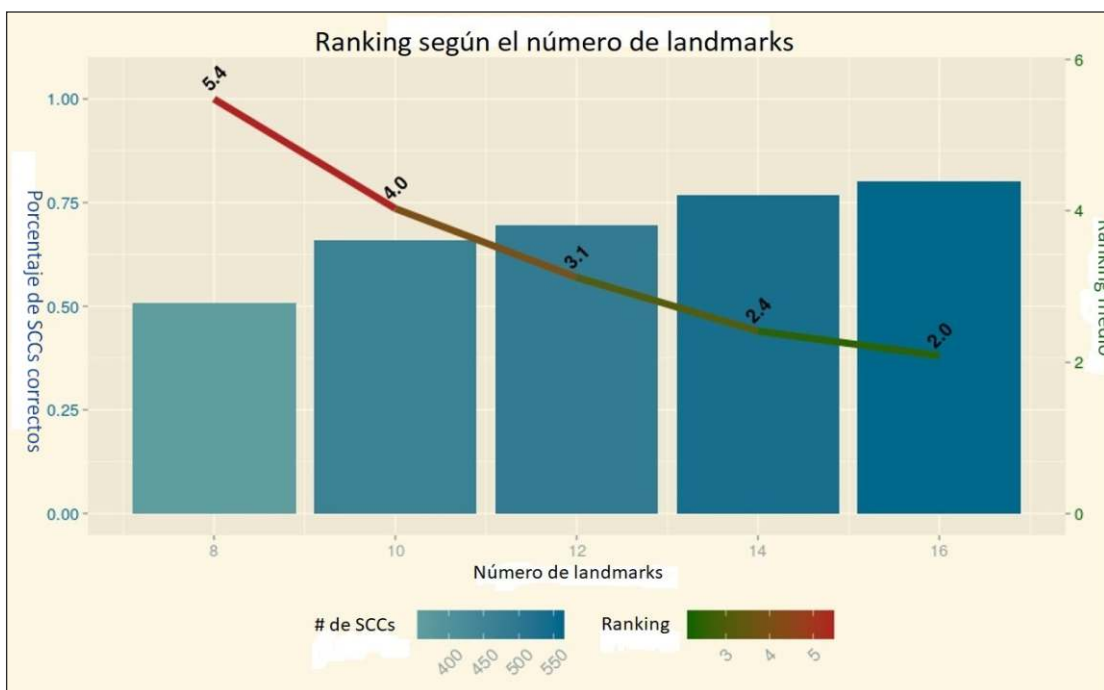


Figura 8: resultados de la utilización del algoritmo Valsecchi et al. 2018 sobre un total de 49.000 SCCs distintas, resultantes de la comparación cruzada de 70 sujetos (de los que tenemos los landmarks craneométricos y cefalométricos localizados sobre un TAC de cabeza) con 10 fotos simuladas para cada 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 (2º 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).

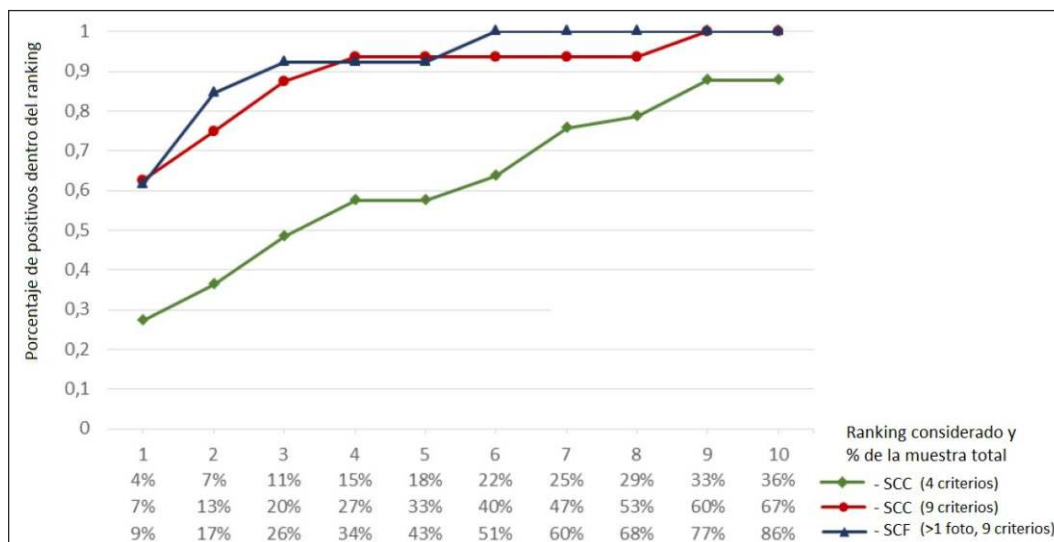


Figura 10: Curvas CMC para medir la capacidad de identificación del sistema jerárquico de apoyo a la decisión en SCF. Las líneas verde y roja muestran los resultados teniendo en cuenta una sola foto y evaluando hasta 4 y 9 criterios morfológicos, respectivamente. La línea azul muestra los resultados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

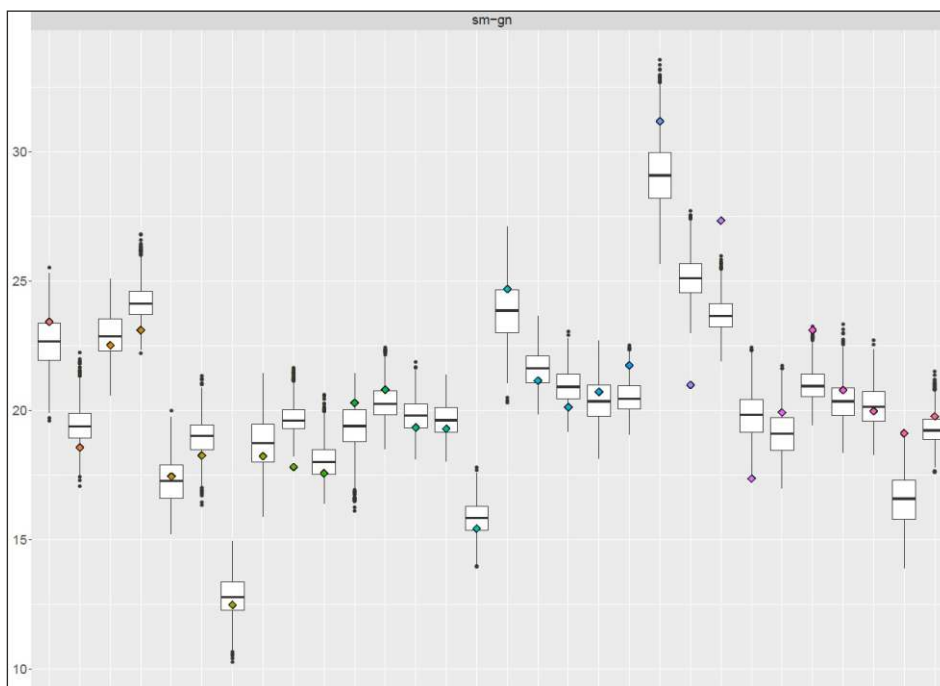


Figura 11: distancia (en mm) 3D estimada (boxplot) entre el supramental y el gnathion en 30 sujetos diferentes en comparación con la distancia real (diamante de color).

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.

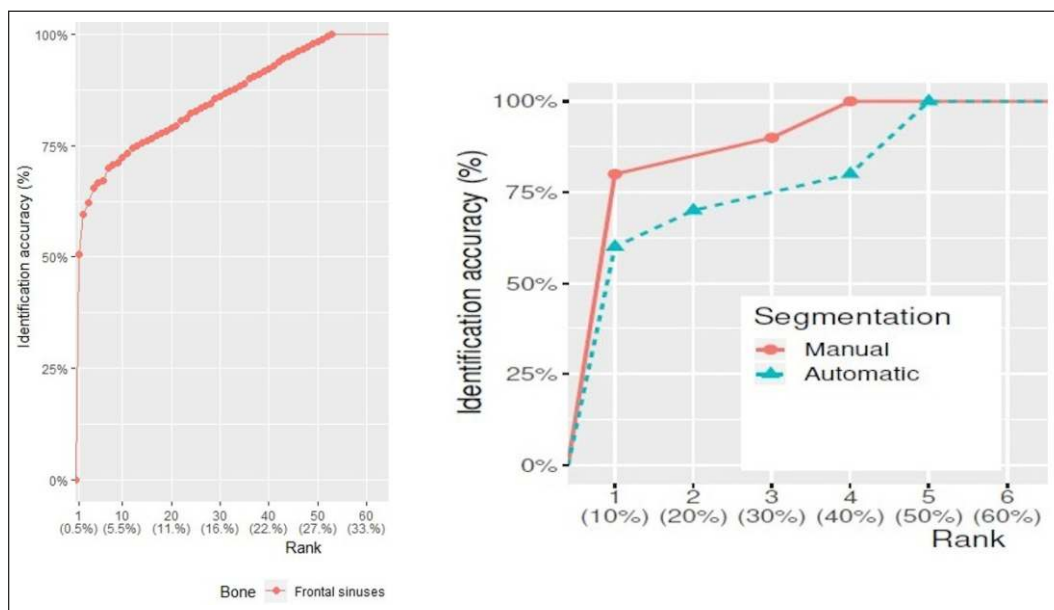


Figura 12: curvas CMC para medir la capacidad de identificación del sistema jerárquico de apoyo a la decisión en RC. En la imagen de la izquierda, resultado de la comparación cruzada de 180 TACs contra 180 radiografías de cabeza (32.400 comparaciones) en las que los senos frontales fueron segmentados 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 ...	X ...	X ...	X ...	X ...	U ...	X ...	
41	42	43	44	45	46	47	48
X ...	X ...	X ...	X ...	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, Córdón 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.

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*.