

# Registrado de imágenes 3D-2D para identificación forense mediante comparación de radiografías

Oscar Gómez\*, Oscar Ibáñez\*, Andrea Valsecchi\*, Oscar Cordon\* y Tzipi Kahana†

\*Instituto Andaluz Interuniversitario DaSCI (Data Science and Computational Intelligence), Universidad de Granada, España

† Facultad de Medicina, Universidad Hebrea de Jerusalén, Jerusalem, Israel

Emails: ogomez@decsai.ugr.es, oscar.ibanez@decsai.ugr.es, valsecchi.andrea@gmail.com, ocordova@decsai.ugr.es, kahana.tzipi@gmail.com

**Abstract**—La comparación de radiografías es una técnica de identificación forense que conlleva la comparación manual de radiografías ante-mortem (AM) y post-mortem (PM). Sin embargo, éste es un proceso lento y propenso a errores por lo que su utilidad se ve reducida. El objetivo de este trabajo es proponer y validar un nuevo paradigma asistido por ordenador para comparación de radiografías. En concreto, se centra en reproducir de manera automática los parámetros de adquisición de la radiografía AM en una proyección del modelo 3D PM mediante una metodología basada en el registrado de imágenes 3D-2D. Este proceso de registrado será guiado por la silueta de la estructura anatómica utilizada para identificar en la radiografía AM y un modelo 3D PM de la misma. El problema de optimización subyacente es complejo ya que no se puede asumir una inicialización cercana y tampoco se puede depender del valor de intensidad de los píxeles (enfoque tradicional en imagen médica). Para abordarlo se ha utilizado una meta-heurística, differential evolution, y un método clásico que ha sido adaptado para este problema concreto. Se han realizado múltiples experimentos para estudiar la precisión y robustez de la propuesta utilizando imágenes sintéticas de clavículas, rótula y senos frontales obteniendo resultados prometedoros.

**Index Terms**—Identificación forense, comparación de radiografías, registrado de imágenes 3D-2D, computación evolutiva.

## I. INTRODUCCIÓN

La identificación forense es de suma importancia en nuestra sociedad [1]. Los métodos principales de identificación son la odontología forense, el análisis de huellas dactilares y el análisis de ADN. Sin embargo, la aplicación de estos métodos no es posible cuando no se dispone de la suficiente información ante-mortem (AM) o post-mortem (PM) debido a la falta de datos por estado de conservación del cadáver y/o la ausencia de muestras AM contra las que comparar. En este aspecto, las técnicas de identificación basadas en el esqueleto (SFI, por sus siglas en inglés, *skeleton-based forensic identification*) pueden suponer la última posibilidad de identificación. Esto es debido a que el esqueleto generalmente sobrevive a procesos de descomposición natural y no natural, como por ejemplo es habitual en escenarios de desastres masivos.

Las técnicas de SFI son usadas para identificación y/o filtrado dependiendo del poder identificativo de cada hueso o cavidad [2]. Dentro de las técnicas de SFI, las más importantes son la superposición craneofacial [3], la reconstrucción facial [4] y la comparación de radiografías (CR). En concreto, CR

[1] es la única técnica SFI considerada primaria por la Interpol (junto con la comparación de implantes quirúrgicos) [5]. En la literatura, numerosas estructuras anatómicas como huesos y cavidades se han mostrado útiles para realizar una identificación positiva [6]. Éstas están localizadas principalmente en la zona del cráneo (p. ej. dientes [7] y los senos frontales [8] y del pecho (p. ej. clavículas [9] y vértebras [10]). Aunque también hay otras fuera de estas regiones tales como los huesos de la mano [11] y la rótula [12], entre muchas otras.

Sin embargo, a pesar de ser el método más empleado y útil en SFI, su aplicación todavía se basa en una comparación manual de los datos AM-PM a través de un proceso de inspección visual que depende por completo de la habilidad y experiencia del experto. Como consecuencia, su utilidad se reduce debido a que es un proceso tedioso y propenso a errores debidos al cansancio del experto.

Guiados por el análisis de la literatura forense, se han distinguido tres etapas consecutivas en proceso automático de identificación mediante CR:

- 1) Obtención de los datos AM de todos los candidatos y el procesado del material PM. Incluye la mejora y segmentación de las imágenes AM y PM.
- 2) Producir una radiografía PM que simule la transformación proyectiva de cada una de las radiografías AM del candidato.
- 3) Toma de decisiones en base a la superposición obtenida, junto con otros factores tales como la calidad de las imágenes o el poder discriminatorio del hueso utilizado.

Pese a la necesidad de métodos automáticos, esta técnica ha sido objeto de pocos trabajos de investigación. En concreto, se han utilizado técnicas de morfometría geométrica, tales como el análisis de la elíptica de Fourier, para la CR de senos frontales [13], bóvedas craneales [14], clavículas [15], y rótulas [12]. El enfoque de los dos primeros trabajos consiste en la segmentación manual del hueso o cavidad en las radiografías AM y PM y finalmente compararlas utilizando el análisis de la elíptica de Fourier. Mientras tanto, los dos últimos se basan en la adquisición de modelos 3D de los huesos PM utilizando un escáner de luz estructurada, pero la decisión final aún implica la comparación de la segmentación de la radiografía AM contra un conjunto predefinido de imágenes obtenidas a través de rotaciones pre-establecidas



del modelo 3D PM. No hay, sin embargo, ningún método automático que busque la mejor proyección posible del modelo 3D.

El proceso de superposición para CR es complejo debido principalmente a dos razones. La primera, la radiografía AM fue tomada en unas condiciones desconocidas y por tanto no se puede asumir una inicialización cercana. La segunda, las intensidades en las imágenes no son fiables o incluso hay escenarios en los que no se dispone de ellas (véase la Sección 2). Esto lleva a que las técnicas habituales de registro de imágenes (RI) 3D-2D no sean adecuadas para CR y se deben investigar técnicas diferentes para resolverlo satisfactoriamente, como la utilización de algoritmos evolutivos [16].

El objetivo de este trabajo es proponer y validar un método asistido por ordenador para realizar la superposición de un modelo 3D de cualquier hueso o cavidad PM y una radiografía AM segmentada. El método sigue una metodología de RI 3D-2D basada en la silueta del hueso o cavidad. Para validar se han utilizado dos tipos de huesos (clavículas y rótulas) y uno de cavidad (senos frontales).

Este artículo se organiza de la siguiente manera. En la sección II se hace una revisión del estado del arte de RI. La sección III describe nuestra propuesta. La sección IV presenta los experimentos realizados junto con sus resultados. Por último en la sección V se presentan las conclusiones de este trabajo.

## II. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN

RI [17], [18] es el proceso de poner dos imágenes en un mismo sistema de coordenadas, donde una imagen se mantiene fija y la otra es transformada. En el escenario 3D-2D, la imagen transformada es siempre la 3D y la 2D se mantiene fija. Los métodos de RI 3D-2D son clasificados según quién el proceso de optimización utilizando intensidades o características de las imágenes.

En imagen médica, los métodos basados en intensidades son los más extendidos debido a que no requieren segmentaciones, las cuales introducen subjetividad y errores. Estos han sido utilizados satisfactoriamente en problemas de registro de Tomografías Computarizadas, TACs, (3D) y radiografías (2D) [19]. Sin embargo en el problema que nos ocupa (CR), los niveles de intensidad han podido cambiar desde el momento de la adquisición de la radiografía y el TAC. Esto se debe a que la densidad de los huesos puede cambiar por muchos motivos provocando un cambio en las intensidades capturadas (p. ej. edad, osteoporosis, tiempo transcurrido desde el fallecimiento, etc). Otro motivo importante es el hecho de que muchos laboratorios forenses hacen uso en la actualidad de escáneres de luz estructurada [20] debido a su gran disponibilidad y bajo coste, mientras que solo unos pocos de ellos tienen TACs. Estas limitaciones descartan los métodos basados en intensidades, dejando únicamente los basados en características. Los antropólogos forenses consideran que la morfología ósea (silueta) es un aspecto fiable para realizar la identificación basada en CR. Por otro lado, no es posible utilizar otras características como puntos homólogos por la imposibilidad de

establecer una correspondencia entre los puntos 3D y 2D. Los datos 3D son el hueso o cavidad PM en forma de un modelo de superficie PM 3D, ya sea que se obtiene al segmentar una imagen volumétrica como una CT o directamente desde un escáner 3D. Los datos 2D son la silueta del hueso en una radiografía AM. Los métodos de RI 3D-2D IR para dominios médicos [21], [22] pueden asumir que trabajan en un entorno controlado. En consecuencia pueden limitar la transformación a solo 6 grados de libertad (trasladaciones y rotaciones) sin tener en cuenta los parámetros relacionados con las distorsiones de perspectiva. Además utilizan inicializaciones cercanas al *Ground Truth* (p. ej. en [22] consideran un error máximo de 20 mm y de rotación de 20 °, de 16 mm en [21], etc). Sin embargo, estas asunciones no son adecuadas para CR. Por supuesto, hay algunas excepciones como Feldman et al. [23] que propuso un método IR 3D-2D basado en la silueta que no depende de las inicializaciones pero es solo aplicable en el caso calibrado (considerando solo 6 DoF). No existe ningún enfoque de RI 3D-2D basado en la silueta que considere 7 grados de libertad sin depender de una inicialización cercana.

## III. REGISTRADO DE IMÁGENES PARA COMPARACIÓN DE RADIOGRAFÍAS

No hay un estándar universal para diseñar un método de RI. No obstante, los métodos de RI suelen tener los siguientes 5 componentes (en la Figura 1 se puede ver un esquema de la propuesta de RI 3D-2D para CR): (1) el modelo 3D (modelo 3D del hueso PM) y una imagen fija (radiografía AM); (2) la transformación proyectiva responsable de generar una proyección 2D del modelo 3D; (3) el conocimiento experto que delimita la transformación proyectiva; (4) una métrica de similitud que mide las similitudes entre la proyección y la imagen fija; y (5) un optimizador que busca los parámetros de la transformación proyectiva según la métrica de similitud.

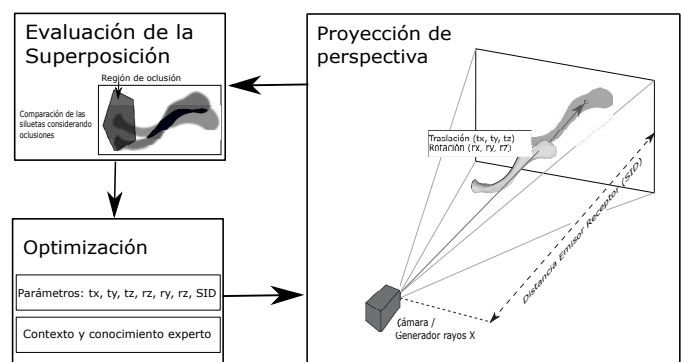


Fig. 1: Esquema de la propuesta de RI 3D-2D para CR.

### A. Datos AM y PM

Las imágenes a registrar son las siguientes:

- La imagen 2D: la radiografía AM.
- El modelo 3D: un modelo 3D de la superficie del hueso o cavidad. Obtenido mediante el uso de un escáner

de luz estructurada del "hueso limpio" o mediante la segmentación del hueso en un TAC.

En esta propuesta, el proceso de RI se guía por la silueta del hueso o cavidad por lo que es necesario su segmentación en ambas imágenes. En la radiografía AM, la silueta puede estar ocluida por otras estructuras. Por ello aparte de la silueta es necesario segmentar una región de oclusión donde el experto tiene dudas (véase la Figura 2). En el caso 3D hay dos escenarios posibles en función de si se parte de un modelo 3D de superficie obtenido con un escáner de luz estructurada o de un TAC. En el primer escenario no es necesario ningún preprocesamiento. Por otro lado, en el TAC los huesos se segmentan fácilmente mediante el uso de las unidades Hounsfield <sup>1</sup>.

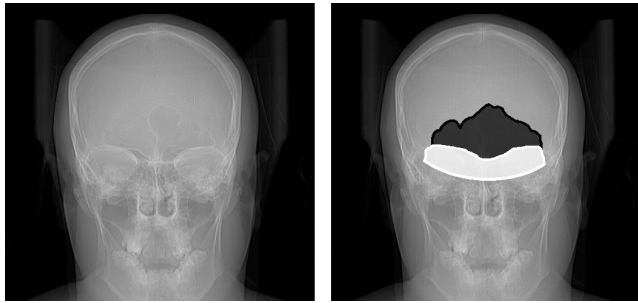


Fig. 2: Radiografía del cráneo: sin segmentar (izquierda), con la segmentación de los senos frontales en negro y la región de oclusión en blanco.

### B. Transformación proyectiva

Una transformación proyectiva es una transformación entre el mundo 3D y una imagen 2D. Las funciones proyectivas son de dos tipos: proyecciones de perspectiva y ortográficas [24].

La transformación que origina una radiografía la modelamos mediante una transformación de perspectiva simple utilizando solo 7 parámetros: 6 parámetros extrínsecos (3 traslaciones y 3 rotaciones de la cámara) y 1 intrínseco (la distancia entre el emisor y el receptor, SID, por sus siglas en inglés, *source image distance*) [25] (véase la Figura 1). La mayoría de trabajos en imagen médica consideran solo 6 parámetros dado que asumen que en un escenario controlado el parámetro SID es conocido [21], [22]. Pero en CR, cómo ya se ha comentado en las secciones anteriores, es necesario considerar los 7 parámetros.

Por otro lado, la transformación ortográfica es un caso particular de la transformación de perspectiva donde la cámara está situada en el "infinito" y por tanto no modela distorsiones de perspectiva. La mayoría de las radiografías tienen distorsiones de perspectiva (a excepción de aquellas con una SID elevada como las imágenes cefalométricas con una SID de 4 metros). No obstante, el estudio del modelo ortográfico merece la pena debido a que matemáticamente es más sencillo y podría ser suficiente para identificar. Esta transformación tiene solo 6 parámetros: 2 traslaciones que representan la posición

<sup>1</sup>Es una escala cuantitativa utilizada en los estudios de TACs para describir los diferentes niveles de radiodensidad de los tejidos humanos.

del centro de la silueta en la imagen 2D, 3 rotaciones y 1 escala que representa el porcentaje de píxeles de la imágenes ocupados por el *bounding box* (el cuadrado delimitador) de la silueta en la imagen.

### C. Parámetros y su delimitación con conocimiento experto

Los parámetros están solo delimitados por el protocolo de adquisición de radiografías [26]. Las radiografías son tomadas con el cuerpo en una posición conocida (posterioranterior o lateral) y la rotación por tanto puede ser delimitada para ambas transformaciones con un margen de error (p. ej.  $\pm 10^\circ$  o  $\pm 20^\circ$  en ángulos de Euler). En la transformación de perspectiva, el protocolo de adquisición también sirve para delimitar la traslación, la SID y también para conocer las dimensiones del receptor y su resolución (píxeles por mm). La traslación en los ejes x e y es delimitada por el ancho y alto del receptor, mientras que la SID del protocolo sirve para delimitar la SID con un rango de error y también la traslación en el eje z ya que el cuerpo se suele colocar pegado al receptor, mientras que en la transformación ortográfica la traslación es delimitada por los límites de la imagen en coordenadas normalizadas (de -1 a 1) y la escala por el porcentaje de píxeles que se espera que ocupe la silueta en la radiografía (desde el 5% al 80%), no requiriendo conocimiento experto. Por último, en el ortográfico no es necesario conocer las dimensiones del receptor ni su resolución.

### D. Métrica de similitud

Para medir las similitudes entre dos siluetas la métrica más utilizada en la literatura es la métrica *DICE* [27]. En este trabajo, la métrica *DICE* ha sido adaptada creando una nueva métrica, *Masked DICE* (véase la Eq. 1), mediante la inclusión de la región de oclusión. La región de oclusión define un área que es ignorada por la métrica permitiendo así solapamientos parciales y obviando regiones dubitativas (incertidumbre en la segmentación). En los casos en los que no haya región de oclusión el valor de la métrica *Masked DICE* será igual al de *DICE*. En el caso particular donde la proyección del hueso esté fuera del campo de visión, el valor de la métrica es fijado a 1.5.

$$\text{Masked DICE} = \frac{2 \cdot |(I_A \setminus M) \cap (I_B \setminus M)|}{|I_A \setminus M| + |I_B \setminus M|} \quad (1)$$

donde  $I_A$  son los píxeles de la silueta del objeto A (el hueso segmentado AM),  $I_B$  son los píxeles del objeto B (la proyección de hueso PM), y  $M$  es la región de oclusión.

### E. Optimizador

El problema de optimización es complejo dado que no se puede hacer uso de las intensidades o de una inicialización cercana, como ya se comentó en las secciones anteriores. Además se asume una alta multimodalidad del espacio de búsqueda. Para abordar el problema se ha estudiado el uso de dos optimizadores diferentes. El primero está basado en un método de optimización numérica llamado BOBYQA [28], que ya ha sido aplicado a problemas de RI. El segundo está basado en *Differential Evolution* (DE) [29], metaheurística que



ha mostrado un gran comportamiento en los problemas de optimización global [30].

### 1) EG-BOBYQA

Varios métodos de optimización numérica (tanto de búsqueda lineal tales como Nelder-Mead, BFGS y LBFGS, cómo de región de confianza tales como Levenberg-Marquardt y BOBYQA) han sido probados para afrontar este problema de RI utilizando la librería DLIB [31]. El que mejores resultados obtuvo en los experimentos preliminares fue BOBYQA.

Sin embargo, pese a ser el mejor, sus resultados en la experimentación preliminar fueron insuficientes debido a que mostró una gran dependencia de la inicialización, especialmente con los parámetros relacionados con la rotación. Para afrontar este problema, se ha propuesto EG-BOBYQA (*estimation grid-BOBYQA*). Este método consiste en realizar diferentes ejecuciones de BOBYQA con diferentes inicializaciones mediante el uso de un *grid* en los tres parámetros de la rotación (limitando el número de evaluaciones de BOBYQA para que sea computacionalmente abordable). Además para cada configuración del *grid*, los parámetros de la traslación y la escala son estimados en la transformación ortográfica. Hay que buscar un compromiso entre la granularidad del *grid* y el tiempo de ejecución, ya que por ejemplo un *grid* con pasos de un grado en los tres ejes de rotación es computacionalmente inabordable incluso para el menor de los rangos de rotación considerados (de  $20^\circ$  en cada eje). Este problema se resuelve utilizando varios *grid* de forma iterativa reduciendo el rango de rotación y el tamaño del paso hasta alcanzar un paso menor a un grado. El paso inicial ha sido establecido de manera experimental en un cuarto del rango de rotación y en cada iteración es dividido entre cuatro, mientras que el rango de rotación es reducido de la siguiente forma [mejor rotación -  $\frac{paso}{2}$ , mejor rotación +  $\frac{paso}{2}$ ]. Finalmente la mejor solución del último *grid* es mejorada de nuevo utilizando BOBYQA sin establecer un número límite de evaluaciones.

Este optimizador es solo aplicable a la transformación ortográfica dado que la estimación de la escala y la traslación no puede realizarse en la transformación perspectiva dado que dependen tanto de la traslación en eje z como de la SID.

### 2) Differential Evolution

DE es una metaheurística propuesta por Storn y Price [29]. Se ha aplicado con éxito a problemas de optimización multimodales debido a su gran robustez, rápida convergencia y al reducido número de parámetros a fijar [32]. Además también se ha utilizado en problemas de RI 3D-3D [33]. Los parámetros a fijar de DE son los siguientes:  $F$  (controla la tasa de mutación),  $P_c$  (controla la tasa de recombinación),  $n$  (tamaño de la población) y  $m$  (número de generaciones).

## IV. EXPERIMENTOS

Los experimentos realizados están dedicados al estudio de la precisión y robustez de los dos optimizadores en problemas sintéticos de CR con dos tipos de huesos, clavículas y rótulas, y un tipo de cavidad, senos frontales, en casos positivos, es decir, el caso AM y el PM pertenecen a la misma persona.

Todos los experimentos se han realizado en un servidor con 12 nodos, cada uno con un Intel Core i7 4930k 3.4 GHz con el sistema operativo Ubuntu 16.04.

### A. Generación del dataset

Para medir la capacidad de RI 3D-2D de las propuestas se han utilizado casos sintéticos, cada uno compuesto por un modelo de superficie 3D y una proyección de perspectiva (2D) aleatoria (dentro del rango de los parámetros). Esto permite evaluar objetivamente la calidad de una superposición incluso en escenarios con oclusiones debido a que la proyección sin oclusiones también es conocida.

En este experimento se han utilizado datos sintéticos de clavículas, rótulas y senos frontales. En concreto, se han escaneado 10 clavículas y 10 rótulas (procedentes del laboratorio de antropología física de la Universidad de Granada) con un escáner Artec *Spider<sup>TM</sup>* 3D, y 10 senos frontales han sido segmentados manualmente de TACs (procedentes del Hospital de Castilla la Mancha) usando 3D Slicer 4.5.0-1 (véase la sección III.A). Para cada uno de los 30 modelos 3D se han generado 5 proyecciones de perspectiva aleatorias dentro de los rangos de la Tabla I. Además, el tamaño del receptor para senos frontales y rótulas es de 240 mm  $\times$  300 mm y la SID es de 1000 mm, y en clavículas de 430 mm  $\times$  350 mm y 1800 mm (resultado en imágenes de 750  $\times$  900 píxeles y de 1290  $\times$  1050, respectivamente). Para cada una de las 150 imágenes simuladas, dos imágenes adicionales han sido generadas añadiendo oclusiones en la silueta del 15% y 30% con sus respectivas zonas de incertidumbre. En total se han generado 450 casos positivos de CR con sus respectivos GTs.

TABLE I: Rango de los parámetros para la transformación de perspectiva delimitados según los protocolos de adquisición [26]

Parámetro	Hueso/Cavidad		
	Senos frontales	Rótulas	Clavículas
$t_x$ (mm)	[-125, 125]	[-125, 125]	[-210, 210]
$t_y$ (mm)	[-150, 150]		[-175, 175]
$t_z$ (mm)	[700, 1100]		[700, 1900]
$r_x, r_y, y r_z$ (grados)	[-10°, 10°], [-20°, 20°]		
SID (mm)	[9000, 1100]		[1600, 1900]

### B. Diseño experimental

Los parámetros de los optimizadores se han fijado en base a una experimentación preliminar, siendo sus mejores configuraciones las siguientes. En BOBYQA la región de confianza inicial se fija en 0.05. En DE 100 individuos, 50000 evaluaciones, una probabilidad de cruce  $P_c$  de 0.5, y un F de 0.5. Con DE, se han realizado 16 ejecuciones independientes de cada experimento, dado que DE se basa en un proceso estocástico, para poder estudiar tanto su precisión como robustez. La inicialización de cada ejecución es aleatoria en todo el rango de los parámetros. Para ambos, se ha establecido un criterio de parada cuando el error de solapamiento es inferior al 0.01% de los píxeles.

En total se han llevado a cabo 2700 experimentos que se desglosan de la siguiente manera:

- 1) Transformación ortográfica: 2 optimizadores (EG-BOBYQA y DE), 2 rangos de rotación ( $\pm 10^\circ \pm 20^\circ$ ),

con los 450 casos simulados (véase que todos los casos fueron generados con la transformación de perspectiva). Un total de 1800 experimentos.

- 2) Transformación perspectiva: 1 optimizador (DE), 2 rangos de rotación ( $\pm 10^\circ$  y  $\pm 20^\circ$ ), con los 450 casos simulados. Un total de 1800 experimentos. Con esta transformación no se ha podido probar EG-BOBYQA por los motivos vistos en la sección III.E.

### C. Resultados

Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla II para las métricas *Masked DICE* y mRPD (error medio de la distancia de retroproyección, para más información véase [34]). Las métricas *Masked DICE* y mRPD están correlacionadas según el test de correlación de Pearson [35] (obteniendo un coeficiente de 0.780), lo cual indica que *Masked DICE* es una buena métrica para guiar el proceso de optimización en CR. También se ve que la transformación de perspectiva obtiene siempre mejores resultados que la ortográfica, lo cual se confirma con el test de Wilcoxon [36] y el del signo [37] obteniendo unos valores p de  $2.2 \cdot 10^{-16}$  y  $8.6 \cdot 10^{-203}$ , respectivamente. Esta diferencia puede explicarse ya que solo la transformación de perspectiva puede reproducir las distorsiones de perspectiva presentes en los casos. Por último, DE obtiene siempre mejores resultados tanto en media como en desviación estándar (sd) que EG-BOBYQA, lo cual se confirma también con el test de Wilcoxon y el de signo obteniendo unos valores p de  $2.2 \cdot 10^{-16}$  y de  $9.2 \cdot 10^{-110}$ .

TABLE II: Resumen de los resultados bajo las métricas DICE y mRPD según hueso o cavidad, transformación y optimizador.

Hueso	Optimizador	Transf.	Masked DICE		mRPD (mm)	
			media	sd	media	sd
Clavícula	DE	Orto.	0.015	0.011	12.128	14.442
		Persp.	<b>0.001</b>	<b>0.003</b>	<b>0.055</b>	<b>0.088</b>
	EG-BOBYQA	Orto.	0.044	0.025	12.714	14.373
		Persp.	0.014	0.016	11.981	16.270
Rótula	DE	Orto.	0.035	0.020	12.148	16.892
		Persp.	<b>0.005</b>	<b>0.008</b>	<b>0.761</b>	<b>1.544</b>
	EG-BOBYQA	Orto.	0.014	0.055	8.471	3.571
		Persp.	<b>0.001</b>	<b>0.003</b>	<b>0.028</b>	<b>0.067</b>
Senos frontales	DE	Orto.	0.029	0.034	8.285	3.399
		Persp.	<b>0.001</b>	<b>0.003</b>	<b>0.028</b>	<b>0.067</b>
	EG-BOBYQA	Orto.	0.029	0.034	8.285	3.399
		Persp.	<b>0.001</b>	<b>0.003</b>	<b>0.028</b>	<b>0.067</b>

La robustez de ambos optimizadores es mejorable dado que tienen algunas ejecuciones con errores muy altos (un 40%<sup>2</sup> con Masked DICE y 60 mm con mRPD). Sin embargo, el error mínimo del DE (es decir, el mejor resultado de las 16 ejecuciones) es siempre inferior a 0.5% con Masked DICE y de 0.1 mm con mRPD con las tres estructuras anatómicas para la transformación de perspectiva. Mientras que para el ortográfico es de 3% y 1 mm, respectivamente. Además ni la oclusión ni el rango de rotación han mostrado una influencia significativa en la precisión, afectando ligeramente a la robustez. Por último, también puede verse que existe una gran diferencia según la estructura anatómica, siendo los senos frontales los que obtienen mejores resultados seguidos de las clavículas, y por último de las rótulas.

<sup>2</sup>La métrica DICE multiplicada por 100 es equivalente al porcentaje de píxeles no coincidentes entre dos siluetas.

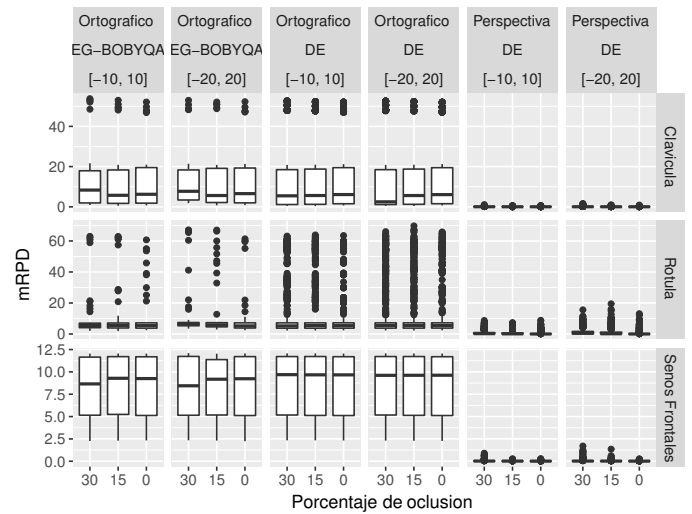


Fig. 3: Boxplots del error mínimo obtenido según el hueso o cavidad, transformación y optimizador bajo la métrica mRPD.

El principal punto débil de esta propuesta es el alto tiempo de ejecución necesario para obtener los resultados (30 minutos de media), haciendo difícil volver a ejecutar DE cuando éste obtiene una mala superimposición. Esto se debe al alto número de evaluaciones que necesita realizar el optimizador.

En resumen, DE obtiene buenas superposiciones con ambas transformaciones, los dos rangos de rotación y los diferentes niveles de oclusión, pero solo siendo robusto con los senos frontales debido a la singularidad de su silueta.

## V. CONCLUSIONES

La contribución de este trabajo ha sido abordar el problema del RI 3D-2D para CR basándose únicamente en la silueta del hueso o cavidad. Se han considerado dos optimizadores (EG-BOBYQA y DE) y dos transformaciones proyectivas (ortográfica y perspectiva). Se han obtenido resultados prometedores con un error de solapamiento inferior al 2% de los píxeles entre la silueta AM y la proyección del modelo 3D PM encontrada por el optimizador. A nivel general, DE ha ganado a EG-BOBYQA en todos los sentidos tanto en precisión como en robustez. Además la transformación de perspectiva también ha sido mejor que la ortográfica mostrando la importancia de poder reproducir las distorsiones de perspectiva. Estos resultados varían significativamente según el hueso o la cavidad. Los peores resultados han sido obtenidos con las rótulas presumiblemente por su baja singularidad con un error promedio de 0.761 mm y 1.5 % de píxeles mal superpuestos de acuerdo con las métricas mRPD y Masked DICE, respectivamente. Con clavículas por otro lado se han logrado errores promedio de 0.055 mm y 0.2 %, respectivamente. Mientras que los mejores resultados han sido obtenidos con los senos frontales con un error promedio de 0,028 mm y 0,2 % de píxeles mal superpuestos, respectivamente, debido a su singularidad. Estos resultados concuerdan con el uso que las rótulas y clavículas tienen en identificación limitado principalmente al filtrado de



casos [9], [12], mientras que los senos frontales han sido utilizados directamente para identificación [8].

En conclusión, se ha logrado automatizar el proceso de RI necesario para una aplicación adecuada de la técnica CR con reproducibilidad, objetividad y alta precisión. El principal inconveniente de esta propuesta es el tiempo de cálculo requerido para obtener las superposiciones (30 minutos en promedio por superposición). El primer trabajo futuro es la realización de un escenario  $n$  contra  $n$  con casos positivos y negativos que permitirá comprobar si los errores obtenidos son suficientes para identificación. Además de realizar un estudio comparativo de diferentes metaheurísticas de rápida convergencia [38] para reducir el tiempo de ejecución de la propuesta.

#### AGRADECIMIENTOS

Esta investigación ha sido subvencionada por el Ministerio de Economía y Competitividad de España bajo el proyecto NEWSOCO [TIN2015-67661-P], y por el departamento andaluz de Innovación, Ciencia y Empresa [TIC2011-7745], que incluye fondos europeo para el desarrollo de la región. El trabajo del Sr. Gómez ha sido financiado por el MECD mediante una beca FPU [FPU14/02380]. El trabajo del Dr. Ibáñez ha sido financiado por el MINECO mediante una beca Juan de la Cierva-Incorporación [JCI-2014-22433].

#### BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. J. Thali, B. Brogdon, M. D. Viner, *Forensic radiology*, CRC Press, 2002.
- [2] M. Page, J. Taylor, M. Blenkin, Uniqueness in the forensic identification sciences—fact or fiction?, *Forensic Science International* 206 (1) (2011) 12–18.
- [3] M. I. Huete, O. Ibáñez, C. Wilkinson, T. Kahana, Past, present, and future of craniofacial superimposition: Literature and international surveys, *Legal Medicine* 17 (4) (2015) 267 – 278.
- [4] C. Wilkinson, *Forensic facial reconstruction*, Cambridge University Press, 2004.
- [5] Interpol, *Disaster victim identification guide*, Available at: <https://www.interpol.int/Media/Files/INTERPOL-Expertise/DVI/DVI-Guide-20082>.
- [6] T. Kahana, J. Hiss, Identification of human remains: forensic radiology, *Journal of Clinical Forensic Medicine* 4 (1) (1997) 7 – 15.
- [7] I. Pretty, A look at forensic dentistry - part 1: The role of teeth in the determination of human identity, *British Dental Journal* 190 (7) (2001) 359–366.
- [8] G. Quatrehomme, P. Fronty, M. Sapanet, G. Grévin, P. Baillet, A. Ollier, Identification by frontal sinus pattern in forensic anthropology, *Forensic Science International* 83 (2) (1996) 147–153.
- [9] C. Stephan, A. Winburn, A. Christensen, A. Tyrrell, Skeletal identification by radiographic comparison: Blind tests of a morphoscopic method using antemortem chest radiographs, *Journal of Forensic Sciences* 56 (2) (2011) 320–332.
- [10] T. Kahana, L. Goldin, J. Hiss, Personal identification based on radiographic vertebral features, *The American Journal of Forensic Medicine and Pathology* 23 (1) (2002) 36–41.
- [11] M. G. Koot, N. J. Sauer, T. W. Fenton, Radiographic human identification using bones of the hand: A validation study, *Journal of Forensic Sciences* 50 (2) (2005) 263–268.
- [12] E. Niespodziewanski, C. N. Stephan, P. Guyomarc'h, T. W. Fenton, Human identification via lateral patella radiographs: A validation study, *Journal of Forensic Sciences* 61 (1) (2016) 134–140.
- [13] A. M. Christensen, Testing the reliability of frontal sinuses in positive identification, *Journal of Forensic Sciences* 50 (1) (2005) 18–22.
- [14] A. B. Maxwell, A. H. Ross, A radiographic study on the utility of cranial vault outlines for positive identifications, *Journal of Forensic Sciences* 59 (2) (2014) 314–318.
- [15] C. N. Stephan, B. Amidan, H. Trease, P. Guyomarc'h, T. Pulsipher, J. E. Byrd, Morphometric comparison of clavicle outlines from 3d bone scans and 2d chest radiographs: a shortlisting tool to assist radiographic identification of human skeletons, *Journal of Forensic Sciences* 59 (2) (2014) 306–313.
- [16] S. Damas, O. Cordón, J. Santamaría, Medical image registration using evolutionary computation: An experimental survey, *IEEE Computational Intelligence Magazine* 6 (4) (2011) 26–42.
- [17] P. Markelj, D. Tomaževič, B. Likar, F. Pernuš, A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions, *Medical Image Analysis* 16 (3) (2012) 642–661.
- [18] F. P. Oliveira, J. M. R. Tavares, Medical image registration: a review, *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 17 (2) (2014) 73–93.
- [19] P. Markelj, D. Tomazevic, F. Pernus, B. Likar, Robust gradient-based 3-D/2-D registration of CT and MR to x-ray images, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 27 (12) (2008) 1704–1714.
- [20] S. Damas, O. Cordón, O. Ibáñez, J. Santamaría, I. Alemán, M. Botella, F. Navarro, Forensic identification by computer-aided craniofacial superimposition: a survey, *ACM Computing Surveys* 43 (4) (2011) 27.
- [21] D. B. Russakoff, T. Rohlfing, K. Mori, D. Rueckert, A. Ho, J. R. Adler, C. R. Maurer, Fast generation of digitally reconstructed radiographs using attenuation fields with application to 2D-3D image registration, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24 (11) (2005) 1441–1454.
- [22] J. Jomier, E. Bullitt, M. Van Horn, C. Pathak, S. R. Aylward, 3D/2D model-to-image registration applied to TIPS surgery, in: *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Springer, 2006, pp. 662–669.
- [23] J. Feldmar, N. Ayache, F. Betting, 3D-2D projective registration of free-form curves and surfaces, in: *Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on*, IEEE, 1995, pp. 549–556.
- [24] R. Hartley, A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*, Cambridge University Press, 2003.
- [25] D. Mery, *X-ray Testing*, Springer International Publishing, Cham, 2015, pp. 1–33.
- [26] K. L. Bontrager, J. Lampignano, *Textbook of radiographic positioning and related anatomy*, Elsevier Health Sciences, 2013.
- [27] T. Sørensen, A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species and its application to analyses of the vegetation on danish commons, *Kongelige Danske Videnskabernes Selskab* 5 (1948) 1–34.
- [28] M. J. Powell, *The BOBYQA algorithm for bound constrained optimization without derivatives*, Cambridge NA Report NA2009/06, University of Cambridge, Cambridge, UK, 2009.
- [29] R. Storn, K. Price, Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of Global Optimization* 11 (4) (1997) 341–359.
- [30] A. K. Qin, X. Li, Differential evolution on the CEC-2013 single-objective continuous optimization testbed, in: *2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2013, pp. 1099–1106.
- [31] D. King, *Dlib c++ library*, Available at: <http://dlib.net>.
- [32] U. Chakraborty, *Advances in differential evolution*, Vol. 143, Springer, 2008.
- [33] J. Santamaría, S. Damas, J. M. García-Torres, O. Cordón, Self-adaptive evolutionary image registration using differential evolution and artificial immune systems, *Pattern Recognition Letters* 33 (16) (2012) 2065–2070.
- [34] E. B. van de Kraats, G. P. Penney, D. Tomazevic, T. Van Walsum, W. J. Niessen, Standardized evaluation methodology for 2-D-3-D registration, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24 (9) (2005) 1177–1189.
- [35] K. Pearson, Note on regression and inheritance in the case of two parents, *Proceedings of the Royal Society of London* 58 (1895) 240–242.
- [36] E. A. Gehan, A generalized wilcoxon test for comparing arbitrarily singly-censored samples, *Biometrika* 52 (1-2) (1965) 203–223.
- [37] W. J. Dixon, A. M. Mood, The statistical sign test, *Journal of the American Statistical Association* 41 (236) (1946) 557–566.
- [38] Q. Chen, B. Liu, Q. Zhang, J. Liang, P. Suganthan, B. Qu, Problem definition and evaluation criteria for CEC 2015 special session and competition on bound constrained single-objective computationally expensive numerical optimization, *Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University, China and Nanyang Technological University, Singapore*.