Solapamiento Cráneo-Cara mediante Evolución Diferencial para el Modelado del Tejido Blando

Práxedes Martínez-Moreno[1,4][0000−0002−4091−3547], Andrea Valsecchi[3][0000−0002−5956−5749], Pablo Mesejo[1,4][0000−0001−9955−2101], Pilar Navarro-Ramírez[3][0009−0009−6633−2642], Valentino Lugli[3][0009−0002−0050−8616], and Sergio Damas[2,4][0000−0002−8377−8349]

[1] Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, Granada, España
praxedesmm@ugr.es, pmesejo@ugr.es
[2] Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos, Universidad de Granada, Granada, España
sdamas@ugr.es
[3] Panacea Cooperative Research S. Coop., Ponferrada, España
valsecchi.andrea@gmail.com, pilarnavar98@gmail.com, valentinolugli@gmail.com
[4] Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence, Universidad de Granada, Granada, España

Resumen La Superposición Craneofacial es una técnica forense utilizada para la identificación de restos óseos mediante la comparación de un cráneo post-mortem con una o varias fotografías faciales ante-mortem. La etapa más crítica de este proceso es el Solapamiento Cráneo-Cara. Esta consiste en alinear un modelo 3D del cráneo con una imagen facial 2D, normalmente tomando como guía la correspondencia entre puntos de referencia craneales y faciales. Sin embargo, su precisión se ve comprometida por la variabilidad individual del grosor del tejido blando, lo que introduce una incertidumbre significativa en el solapamiento. En este trabajo presentamos Lilium, un método evolutivo que aborda esta incertidumbre de forma explícita a partir de una representación geométrica basada en conos 3D, optimizada mediante Evolución Diferencial. La función objetivo propuesta combina el error de proyección de dichos puntos de referencia con penalizaciones sobre los parámetros de cámara y la plausibilidad anatómica. Los experimentos, realizados sobre 17.340 solapamientos cráneo-cara diferentes, demuestran que Lilium supera al método del estado del arte (POSEST-SFO [24]) en escenarios realistas, tanto en términos de capacidad de identificación como de consistencia anatómica en los solapamientos obtenidos.

Keywords: Evolución Diferencial · Registrado de Imagen 3D-2D · Solapamiento Cráneo-Cara · Identificación Humana Forense · Superposición Craneofacial

1. Introducción

A menudo, en escenarios de guerra, criminalidad, desastres naturales u otras situaciones en las que la obtención de muestras ante-mortem o post-mortem es limitada o inviable, los métodos tradicionales de identificación forense (como las huellas dactilares, el análisis de ADN o los registros dentales) no pueden aplicarse de manera efectiva. En estos casos, la Superposición Craneofacial (SCF) constituye una técnica empleada para apoyar la identificación forense de restos óseos humanos [26,2], así como para complementar y respaldar los resultados obtenidos mediante las técnicas primarias previamente mencionadas. Para ello, se compara un cráneo recuperado con una o varias fotografías faciales de una persona desaparecida. En este proceso se distinguen tres etapas:

1. Adquisición y procesamiento del cráneo post-mortem y de la/s fotografía/s facial/es ante-mortem, junto con la localización de los puntos de referencia anatómicos. Estos puntos de referencia se dividen en dos categorías: los puntos craneométricos (en adelante, "landmarks craneales"), que son puntos anatómicamente definidos en el cráneo; y los puntos cefalométricos (en adelante, "landmarks faciales"), que son sus puntos homólogos localizados en el rostro. Se remite al lector interesado a [4] para la localización y definición de los puntos craneales y faciales utilizados típicamente en SCF. La correspondencia entre un punto craneal y uno facial no es exacta debido a la presencia de tejido blando, que rodea y protege las estructuras y órganos del cuerpo.
2. Solapamiento Cráneo-Cara (SCC), cuyo objetivo es lograr la alineación más precisa posible entre un modelo 3D del cráneo y una fotografía facial, a menudo mediante la correspondencia entre landmarks craneales y faciales. Cuando se dispone de múltiples fotografías, se llevan a cabo procesos de SCC por separado.
3. Toma de decisiones, realizada por el forense que evalúa el grado de correspondencia anatómica y morfológica del solapamiento para determinar si el cráneo y la/s fotografía/s facial/es pertenecen al mismo individuo.

La etapa de SCC puede formularse como un problema de registrado de imágenes 3D-2D: dado un modelo 3D del cráneo y una fotografía 2D del rostro, el objetivo es encontrar la transformación que permita proyectar los landmarks craneales sobre sus correspondientes landmarks faciales. No obstante, esta correspondencia no es exacta, ya que el tejido blando que recubre el cráneo introduce una incertidumbre considerable y altamente variable entre individuos [22]. Como consecuencia, el espacio de búsqueda resultante es continuo, de alta dimensionalidad y no convexo, características que lo convierten en un problema especialmente adecuado para ser abordado mediante algoritmos evolutivos [11,21,6,5].

El estado del arte en SCC automática está representado por POSEST-SFO [24], un método que formula el problema como un sistema de ecuaciones polinómicas bajo el modelo de cámara estenopeica. Sin embargo, este enfoque requiere como entrada los vectores 3D de tejido blando específicos de cada individuo, información que rara vez se encuentra disponible en contextos forenses reales.

Además, el método no contempla explícitamente la incertidumbre inherente a dicha estimación.

En este trabajo presentamos *Lilium*, un método evolutivo que modela explícitamente la incertidumbre asociada al tejido blando mediante una representación geométrica basada en conos 3D, cuyos parámetros son optimizados utilizando Evolución Diferencial (ED) [23]. Las principales contribuciones del trabajo son: (1) una representación genotípica capaz de modelar la incertidumbre del tejido blando de manera anatómicamente plausible; (2) una función objetivo compuesta que integra el error de proyección, restricciones sobre los parámetros de la cámara y un criterio de coherencia anatómica; y (3) una estrategia bilateral para la optimización conjunta de landmarks simétricos.

2. Formulación del Problema

2.1. Registrado 3D-2D con Incertidumbre

El objetivo de la etapa de SCC es estimar la pose del cráneo, es decir, su posición y orientación en el espacio 3D, junto con los parámetros intrínsecos de la cámara que generan la proyección más consistente entre los landmarks craneales y sus correspondientes landmarks faciales en la imagen. Formalmente, para cada landmark craneal C_i existe un landmark facial asociado F_i, relacionado mediante la expresión $F_i = C_i + \boldsymbol{ST}_i$, donde $\boldsymbol{ST}_i$ representa el vector de tejido blando que desplaza el landmark craneal hasta la superficie facial. La proyección de F_i sobre la imagen debería coincidir con el landmark facial 2D observado, denotado como f_i.

La principal dificultad radica en que el vector $\boldsymbol{ST}_i$ es desconocido para el individuo analizado. Aunque existen estudios poblacionales que proporcionan estimaciones de la profundidad media del tejido blando [22], la variabilidad entre individuos sigue siendo considerable. Como consecuencia, el problema se transforma en una tarea de optimización sobre un espacio continuo de alta dimensionalidad.

2.2. Representación Mediante Conos 3D

Para acotar el espacio de búsqueda a regiones anatómicamente plausibles, modelamos $\boldsymbol{ST}_i$ dentro de un cono 3D (véase Figura 1) definido por:

- Vértice: posicionado en el landmark craneal C_i.
- Eje: dirección media de crecimiento del tejido blando derivada de datos anatómicos y empíricos [22,20].
- Altura: profundidad máxima de tejido blando obtenida de un estudio poblacional propio.
- Volumen: región espacial en la que se espera encontrar F_i.

El vector $\boldsymbol{ST}_i$ se parametriza con tres valores en $[0, 1]$:

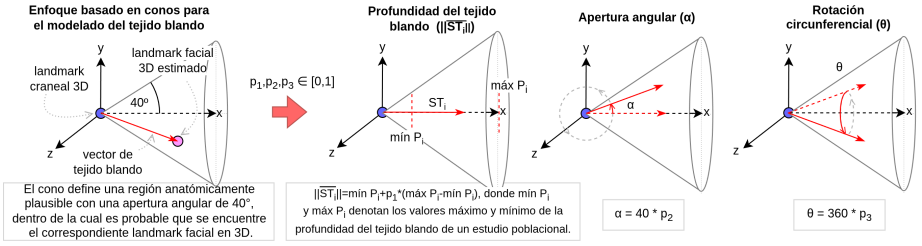


Figura 1. Representación del tejido blando mediante conos 3D. Los parámetros p_1, p_2 y p_3 controlan la profundidad, la apertura angular y la rotación circunferencial del vector $\boldsymbol{ST}_i$, respectivamente.

- p_1: profundidad del tejido blando, interpolando linealmente entre el mínimo ($\min P_i$) y máximo ($\max P_i$) poblacional: $\|\boldsymbol{ST}_i\| = \min P_i + p_1(\max P_i - \min P_i)$.
- p_2: apertura angular respecto al eje del cono, escalada a $[0°, 40°]$. Este rango está respaldado por un análisis preliminar y por trabajos previos [5].
- p_3: ángulo de rotación circunferencial alrededor del eje, en el rango $[0°, 360°]$.

Esta representación reduce la dimensionalidad del problema, aporta plausibilidad biológica y ofrece una interpretabilidad superior.

3. Lilium

3.1. Genotipo y Estrategia Bilateral

Cada individuo en la población se codifica como un vector que concatena los tres parámetros del cono para cada uno de los C landmarks craneales:

$$\mathbf{x} = \big[p_{11}, p_{12}, p_{13},\ \ldots,\ p_{C1}, p_{C2}, p_{C3}\big], \quad p_{ij} \in [0, 1]. \tag{1}$$

Dado que los landmarks bilaterales (izquierdo/derecho) presentan una alta correlación en la profundidad del tejido blando [9], resulta conveniente incorporar esta relación anatómica directamente en el genotipo. Con este propósito, se propone una estrategia bilateral híbrida. En ella, los parámetros de uno de los landmarks del par se generan mediante el procedimiento estándar de muestreo, mientras que los del landmark simétrico se obtienen como una combinación ponderada: un 90 % de los valores procede del primer landmark y el 10 % restante de una muestra independiente.

Esta formulación permite conservar la correlación esperada entre ambos lados del rostro, al tiempo que introduce suficiente variabilidad para representar asimetrías anatómicas realistas. De este modo, se logra un modelo más flexible y biológicamente plausible.

3.2. Función Objetivo

La evaluación de la calidad de un individuo $\mathbf{x}$ consta de tres etapas: (1) se decodifican los vectores $\boldsymbol{ST}_i$ a partir de (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}) dentro del cono; (2) se calculan los landmarks faciales 3D como $F_i = C_i + \boldsymbol{ST}_i$; y (3) las correspondencias (F_i, f_i) se proporcionan al solver POSEST [19], el mismo solver de estimación de pose que POSEST-SFO utiliza internamente.

POSEST resuelve el problema *PnP+f*: el problema *PnP* (*Perspective-n-Point*) [18] consiste en estimar la pose de la cámara a partir de n correspondencias entre puntos 3D conocidos y sus proyecciones en la imagen; la variante *+f* (de *focal*) añade la distancia focal como incógnita adicional. Esto es posible bajo el modelo estenopeico, que simplifica la calibración de la cámara a un único parámetro intrínseco, permitiendo estimar pose y distancia focal de forma conjunta. La diferencia clave respecto a POSEST-SFO reside en la entrada: mientras que en POSEST-SFO los puntos faciales 3D son vectores de tejido blando fijos, Lilium los genera dinámicamente a partir de los parámetros del genotipo. A continuación, dadas estas correspondencias 3D-2D, POSEST devuelve la matriz de proyección P y los puntos proyectados $\hat{f}_i = P(F_i)$.

La función objetivo combina el error de proyección con penalizaciones sobre la plausibilidad de la solución:

$$f_{obj} = \mathrm{MSE}_{\mathrm{pix}} + P_{\mathrm{cam}} + P_{\mathrm{skof}}, \tag{2}$$

donde un valor menor indica un mejor solapamiento. Los tres términos se describen a continuación.

Error de proyección ($\mathbf{MSE_{pix}}$). Mide la discrepancia en píxeles entre los landmarks faciales 2D proyectados y los observados en la imagen:

$$\mathrm{MSE}_{\mathrm{pix}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \|\hat{f}_i - f_i\|^2. \tag{3}$$

Penalización de cámara ($\boldsymbol{P_{\mathrm{cam}}}$). Garantiza que la proyección estimada sea fotográficamente realista, penalizando desviaciones de la distancia focal (f_x), la distancia sujeto-cámara (SCD) y la diferencia angular entre la pose estimada de la cabeza y la inferida de la imagen ($\Delta\beta$):

$$\begin{aligned} P_{\mathrm{cam}} = \mathbf{1}_{\{f_x=0\}} C_\infty &+ \left[\mathrm{máx}(0,\, ap_{f_x,\mathrm{mín}} - f_x)\right]^2 + \left[\mathrm{máx}(0,\, f_x - ap_{f_x,\mathrm{máx}})\right]^2 \\ &+ \left[\mathrm{máx}(0,\, ap_{\mathrm{SCD,mín}} - \mathrm{SCD})\right]^2 + \left[\mathrm{máx}(0,\, \mathrm{SCD} - ap_{\mathrm{SCD,máx}})\right]^2 \\ &+ \left[\mathrm{máx}(0,\, \Delta\beta - \beta_{\mathrm{tol}})\right]^2. \end{aligned} \tag{4}$$

Los valores de referencia de f_x, SCD y la pose de la cabeza se estiman previamente a partir de la imagen mediante técnicas de aprendizaje automático [1,8,25]. Dichas estimaciones permiten determinar los intervalos de aceptación $[ap_{f_x,\mathrm{mín}}, ap_{f_x,\mathrm{máx}}]$ y $[ap_{\mathrm{SCD,mín}}, ap_{\mathrm{SCD,máx}}]$, definidos como una tolerancia

de $\pm 5\,\%$ para f_x y de $\pm 10\,\%$ para SCD. De forma análoga, $\beta_{\text{tol}} = 10^\circ$ fija la máxima discrepancia permitida entre la pose estimada por el solver y la pose inferida de la imagen. Finalmente, el término $\mathbf{1}_{\{f_x=0\}} C_\infty$ introduce una penalización muy elevada cuando POSEST no encuentra una solución válida.

Criterio *skull-outside-face* (P_{skof}). Penaliza las configuraciones en las que la proyección del cráneo se extiende más allá del contorno facial visible en la imagen, promoviendo así la plausibilidad anatómica. Sea S el conjunto de píxeles ocupados por la proyección del cráneo y F la región facial, la penalización se define como:

$$P_{\text{skof}} = 100 \times |S \setminus F|, \tag{5}$$

donde $|\cdot|$ denota la cardinalidad del conjunto (número de píxeles). El factor 100 amplifica el impacto de configuraciones anatómicamente implausibles, orientando la optimización hacia superposiciones en las que el cráneo quede contenido dentro del rostro.

3.3. Evolución Diferencial: Configuración

El problema de optimización sobre el espacio definido por los conos 3D se aborda mediante ED [23], una de las metaheurísticas de optimización continua más populares y eficaces [3], que ha demostrado un gran rendimiento en problemas de registrado de imagen forense similares al aquí planteado [13,14]. De entre sus variantes, se emplea *rand/1/exp*, cuya elección responde directamente a las características del problema. Por un lado, el espacio de búsqueda es multimodal y presenta correlaciones complejas entre los parámetros de los distintos conos, especialmente en los pares bilaterales. En este contexto, la estrategia de mutación *rand* (basada en seleccionar aleatoriamente tres individuos de la población y combinar linealmente sus diferencias) favorece una exploración global más efectiva, reduciendo el riesgo de convergencia prematura hacia óptimos locales, algo más probable en variantes orientadas principalmente a explotación, como *best*.

Por otro lado, el cruce exponencial (*exp*) ofrece una ventaja probabilística frente al cruce binomial (*bin*): copia un bloque de dimensiones contiguas, lo que aumenta la probabilidad de que los parámetros de un mismo cono sean heredados de la misma fuente. En el cruce binomial, cada dimensión se selecciona de forma independiente, lo que puede disociar p_1, p_2 y p_3 de un mismo cono aunque describan conjuntamente una única región espacial.

La población inicial se genera mediante una distribución uniforme en el intervalo $[0, 1]$. El criterio de parada se estableció a partir de un análisis empírico de convergencia, observándose que la mejora relativa mediana del mejor fitness encontrado tiende a estabilizarse alrededor de las 500 generaciones, sin producir ganancias relevantes posteriormente. Con el objetivo de garantizar una exploración suficiente del espacio de búsqueda sin favorecer artificialmente a métodos computacionalmente más rápidos, se fijó un máximo de 750 generaciones. En consecuencia, la ejecución finaliza al alcanzar 500 segundos de cómputo o 750 generaciones, lo que ocurra primero.

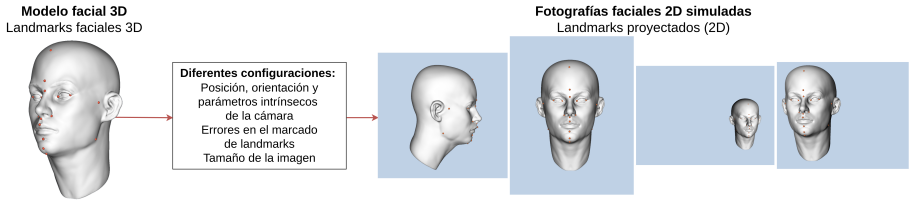


Figura 2. Pipeline de generación de datos sintéticos. Los landmarks 3D del modelo facial se proyectan en 2D mediante parámetros de cámara conocidos, eliminando el error de marcado manual.

4. Experimentos

4.1. Conjunto de Datos y Protocolo

La ausencia de datos de referencia exactos en casos forenses reales [10] hace necesario el uso de entornos controlados. Siguiendo la metodología de [24], en el presente estudio sustituimos las fotografías faciales reales por renderizados generados a partir de modelos faciales 3D obtenidos de tomografías computarizadas. Este enfoque permite conocer exactamente los parámetros de la cámara, la pose del sujeto y las posiciones de los landmarks, eliminando el error de marcado manual y permitiendo la generación de grandes conjuntos de datos de manera controlada (véase Figura 2).

El estudio involucra 17 tomografías (10 hombres y 7 mujeres, con edades entre 20 y 88 años) obtenidas de la base de datos NMDID [12]. Para cada sujeto se generaron 30 imágenes frontales y 30 laterales, resultando en 17.340 solapamientos en total, superando con creces los conjuntos de datos de estudios previos [16,5,15,24,17].

Para simular la variabilidad en la localización de landmarks, se añadieron perturbaciones aleatorias E_i a cada landmark 2D original: $f_i' = f_i + E_i$ [7]. Se diseñaron tres experimentos de dificultad incremental:

- Exp. A (Ideal): sin ruido en landmarks ni en vectores de tejido blando.
- Exp. B (Ruido en landmarks): ruido aleatorio de hasta ± 5 píxeles en los landmarks 2D.
- Exp. C (Escenario realista): perturbación de hasta 30° en las direcciones de los vectores de tejido blando, más ruido en landmarks.

4.2. Configuraciones Comparadas y Métricas

Se comparan tres configuraciones: POSEST-SFO [24] (estado del arte), Lilium base (sin P_{skof}) y Lilium con P_{skof}. Dado el carácter estocástico de Lilium, todos los experimentos se repitieron cinco veces. En el Experimento C, además, se utilizaron cinco conjuntos distintos de vectores perturbados, lo que dio lugar a un total de 25 ejecuciones. En contraste, POSEST-SFO es determinista, por lo que se ejecutó una única vez por instancia.

Cuadro 1. Ranking y BPE (mm) medios en los tres experimentos. En negrita se destaca el mejor valor por columna.

	Exp. A		**Exp. B**		**Exp. C**	
Método	Ranking	BPE	Ranking	BPE	Ranking	BPE
Frontal						
POSEST-SFO	**1.180**	**1.078**	**1.502**	**1.861**	2.147	2.328
Lilium	1.552	1.150	1.672	2.296	1.909	2.608
Lilium (P_{skof})	1.412	1.084	1.625	2.070	**1.899**	**2.299**
Lateral						
POSEST-SFO	**1.135**	2.158	1.424	2.998	2.094	4.103
Lilium	1.883	1.998	1.626	2.769	1.781	3.311
Lilium (P_{skof})	1.340	**1.894**	**1.271**	**2.539**	**1.341**	**2.870**

Cuadro 2. Porcentaje de solapamientos anatómicamente implausibles en la peor ejecución del Exp. C (escenario realista). Se destaca en negrita el mejor valor.

Exp.	**Método**	**Implausibles (%)**	**Píxeles fuera (%)**
C	POSEST-SFO	78.29	5.08
	Lilium (P_{skof})	**25.01**	**2.81**

La capacidad de identificación se evalúa mediante un esquema de ranking: para cada fotografía facial se realiza el solapamiento con todos los cráneos de la base de datos, los resultados se ordenan según el error obtenido y se registra la posición del cráneo verdadero dentro de ese ranking; de este modo, cuanto menor es el ranking, mayor es la capacidad de identificación del método.

Asimismo, se reporta el error de retroproyección (BPE, en mm), definido como la distancia media entre los landmarks faciales 3D reales y los rayos de retroproyección inducidos por la proyección estimada. Por otro lado, la calidad anatómica de las superposiciones se evalúa como el porcentaje de solapamientos en los que al menos un píxel del cráneo queda fuera del contorno facial. Dado que los métodos estocásticos se evalúan sobre múltiples ejecuciones, se reporta el valor en el peor de los casos, lo que permite cuantificar explícitamente la variabilidad y medir la robustez en condiciones adversas.

La comparación estadística entre métodos se realizó sobre los casos positivos (aquellos en los que el sujeto del cráneo coincidía con el de la fotografía). En los métodos estocásticos, los valores de ranking y BPE se promediaron previamente por fotografía a partir de sus ejecuciones repetidas.

4.3. Resultados y Discusión

El Cuadro 1 resume los rankings y valores de BPE medios para cada uno de los métodos comparados en los tres experimentos. El Cuadro 2 recoge el análisis de calidad anatómica de los solapamientos en el escenario realista.

En condiciones ideales (Exp. A), POSEST-SFO [24] obtiene el menor ranking en poses frontales (1.18), beneficiándose del acceso a información *privilegiada* del tejido blando específica del individuo. No obstante, Lilium con P_{skof} alcanza un

BPE frontal estadísticamente equivalente (test de Wilcoxon, $p > 0{,}999$) y, notablemente, un BPE lateral significativamente inferior (1.894 frente a 2.158 mm, $p = 0{,}001$). Este resultado sugiere que, incluso cuando el método de referencia dispone de información privilegiada sobre el tejido blando, la restricción de plausibilidad anatómica incorporada en P_{skof} es suficiente para igualar su precisión geométrica en las poses frontales y superarla en las poses laterales.

Bajo condiciones con ruido en landmarks (Exp. B), los resultados muestran un patrón mixto. En poses frontales, Lilium obtiene un ranking comparable al de POSEST-SFO (1.625 frente a 1.502, $p = 0{,}051$), aunque con un BPE significativamente mayor (2.070 frente a 1.861 mm, $p < 0{,}0001$). En poses laterales, Lilium obtiene un ranking numéricamente inferior (1.271 frente a 1.424), aunque sin diferencias estadísticamente significativas ($p = 0{,}462$), pero con un BPE significativamente inferior al de POSEST-SFO (2.539 frente a 2.998 mm, $p < 0{,}01$).

Esta mejora en el BPE lateral puede interpretarse a través del denominado *efecto oráculo*: con la introducción de ruido, los vectores de tejido blando utilizados por POSEST-SFO, aunque siguen siendo exactos en dirección, ya no compensan adecuadamente el error en la localización de los landmarks 2D. En contraste, Lilium incorpora restricciones anatómicas que actúan como mecanismo de regularización, preservando parcialmente la calidad geométrica en poses laterales incluso en presencia de perturbaciones.

En el escenario más realista (Exp. C), en el que la dirección de los vectores de tejido blando se perturba hasta 30°, este efecto se intensifica. Lilium con P_{skof} supera de forma significativa a POSEST-SFO tanto en poses frontales (1.899 vs. 2.147, $p < 0{,}001$) como laterales (1.341 vs. 2.094, $p < 0{,}0001$), y obtiene un BPE lateral significativamente inferior (2.870 frente a 4.103 mm, $p < 0{,}0001$), aunque sin diferencias significativas en el BPE frontal (2.299 frente a 2.328 mm, $p = 0{,}756$).

La diferencia observada en poses laterales resulta especialmente relevante (1.341 vs. 2.094 en ranking; 2.870 vs. 4.103 mm en BPE). Esto se debe a que las poses laterales proporcionan un perfil facial más discriminativo (tales como la línea mandibular, la frente o la nariz), lo que reduce la ambigüedad en el proceso de alineación y amplifica el beneficio de la restricción P_{skof} incorporada a Lilium. Por el contrario, las vistas frontales son intrínsecamente más ambiguas debido a la posible coplanaridad de landmarks bilaterales, lo que puede dar lugar a múltiples configuraciones 3D compatibles con una misma proyección 2D.

En términos de calidad anatómica, Lilium reduce la proporción de solapamientos implausibles del 78 % observado en POSEST-SFO a aproximadamente el 25 % en el escenario realista (Cuadro 2). Este resultado pone de manifiesto una limitación fundamental de los métodos basados exclusivamente en el error de proyección: un bajo MSE_{pix} no garantiza necesariamente coherencia anatómica entre el cráneo proyectado y el rostro observado. La penalización P_{skof} aborda este problema de forma directa, mejorando tanto la fiabilidad de las superposiciones como su utilidad práctica en el contexto forense, donde se requieren resultados visualmente plausibles para respaldar la toma de decisiones del experto. La Figura 3 ilustra cualitativamente estas diferencias en el Exp. C.

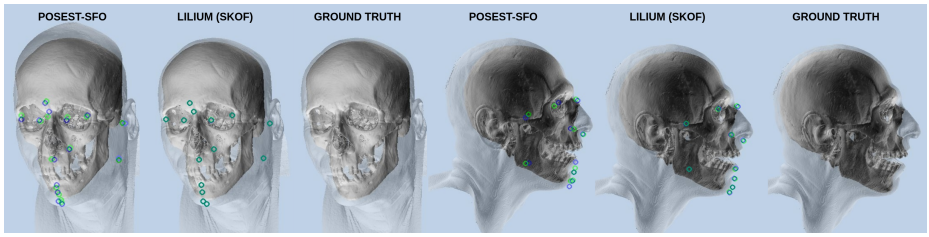


Figura 3. Resultados cualitativos representativos del Exp. C. Las tres primeras columnas muestran la vista frontal y las tres últimas la vista lateral; en ambos casos el orden es: POSEST-SFO, Lilium (P_{skof}) y ground truth. Los círculos azules indican los landmarks faciales 2D; los círculos verdes, las estimaciones 3D proyectadas.

En cuanto al coste computacional, POSEST-SFO es extremadamente eficiente (menos de 0.02 s por solapamiento) mientras que Lilium con P_{skof} requiere aproximadamente 386 s. Este incremento en el coste está plenamente justificado en el ámbito forense, donde el proceso manual de solapamiento puede extenderse durante varias horas, y donde la plausibilidad anatómica de la solución constituye un requisito fundamental.

5. Conclusiones

La etapa de SCC supone un reto destacable en SCF principalmente debido a la dificultad de alinear un modelo 3D craneal con una fotografía facial en presencia de incertidumbre en el tejido blando. En este trabajo proponemos Lilium, un método evolutivo que aborda este problema mediante una representación geométrica basada en conos 3D, optimizada con Evolución Diferencial.

Uno de los puntos fuertes del método es su función objetivo, que minimiza el error de proyección de los landmarks y, al mismo tiempo, penaliza soluciones que violan diferentes restricciones de plausibilidad, tales como configuraciones de cámara no realistas, incoherencias entre la pose de la cabeza estimada y la inferida a partir de la imagen o solapamientos en los que el cráneo proyectado excede los límites faciales (P_{skof}). Además, la estrategia de muestreo de landmarks bilaterales favorece la simetría anatómica sin perder la variabilidad individual. Así, estas características hacen que el proceso automatizado de SCC se asemeje al que realizan los antropólogos forenses.

Los experimentos, que involucran 17.340 solapamientos diferentes, muestran que Lilium supera al estado del arte en escenarios realistas, reduciendo el porcentaje de solapamientos anatómicamente implausibles del 78 % observado en POSEST-SFO a aproximadamente un 25 % en el escenario más realista.

Como trabajo futuro, se propone incorporar criterios morfológicos basados en el paralelismo entre las curvas proyectadas del cráneo y el contorno facial para reforzar la consistencia anatómica de los solapamientos; refinar el modelado de la incertidumbre del tejido blando mediante regiones 3D no uniformes adaptadas

a la variabilidad direccional; extender la validación a imágenes forenses reales; e investigar estrategias de aceleración computacional basadas en GPU y en la paralelización del pipeline de optimización.

Acknowledgments. Este trabajo es parte del proyecto de I+D+i PID2024-156434NB-I00 (CONFIA2), financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033/ y FEDER, UE. La Srta. Martínez-Moreno cuenta con el apoyo de la beca PRE2022-102029, financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y el FSE+. El trabajo del Dr. Valsecchi está financiado por Red.es en el marco del proyecto Skeleton-ID2.0 (2021/C005/00141299).

Esta contribución ha utilizado la Free Access Decedent Database, financiada por el National Institute of Justice bajo el número de subvención 2016-DN-BX-0144. Asimismo, los autores desean agradecer a R. Guerra, M.A. Guativonza y F. Navarro por sus valiosas contribuciones y apoyo durante el desarrollo de este trabajo.

El Dr. Valsecchi, el Dr. Mesejo, la Srta. Martínez-Moreno y el Prof. Damas, entre otros investigadores que no han colaborado en el presente estudio, son coinventores con distintos porcentajes de participación en una invención titulada "Method for forensic identification by automatically comparing a 3D model of a skull with one or more photos of a face", para la cual se ha presentado una solicitud de patente en Estados Unidos (n.º US 2024/0320911 AI), entre otros países.

Disclosure of Interests. Los autores declaran no tener conflictos de interés relevantes para el contenido de este artículo. Varios autores son coinventores de la solicitud de patente US 2024/0320911 AI relacionada con el método presentado.

Referencias

1. Bermejo, E., Fernandez-Blanco, E., Valsecchi, A., Mesejo, P., Ibáñez, O., Imaizumi, K.: Facialscdnet: A deep learning approach for the estimation of subject-to-camera distance in facial photographs. Expert Syst. Appl. **210**, 118457 (2022)
2. Blau, S., Ubelaker, D.: Handbook of forensic anthropology and archaeology. In: Handbook of Forensic Anthropology and Archaeology, pp. 141–149. West Coast Press, Walnut Creek (2009)
3. Brest, J., Bošković, B., Greiner, S., Žumer, V., Maučec, M.S.: Performance comparison of self-adaptive and adaptive differential evolution algorithms. Soft Computing **11**(7), 617–629 (2007)
4. Burns, K.: Forensic Anthropology Training Manual. Prentice-Hall (2007)
5. Campomanes-Álvarez, B.R., Ibáñez, O., Campomanes-Álvarez, C., Damas, S., Cordón, O.: Modeling facial soft tissue thickness for automatic skull-face overlay. IEEE Trans. Inf. Forensics Secur. **10**(10), 2057–2070 (2015)
6. Campomanes-Alvarez, B.R., et al.: Computer vision and soft computing for automatic skull–face overlay in craniofacial superimposition. Forensic Sci. Int. **245**, 77–86 (2014)
7. 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. **46**, 596 – 612 (2016)
8. Chun, S., Chang, J.Y.: 6dof head pose estimation through explicit bidirectional interaction with face geometry. In: European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 146–163 (2025)

9. Chung, J.H., Chen, H.T., Hsu, W.Y., Huang, G.S., Shaw, K.P.: A ct-scan database for the facial soft tissue thickness of taiwan adults. Forensic Sci. Int. **253**, 132.e1–132.e11 (2015)
10. Damas, S., Cordón, O., Ibáñez, O.: Handbook on Craniofacial Superimposition: The MEPROCS Project. Springer, 1 edn. (2020)
11. Damas, S., Cordón, O., Santamaría, J.: Medical image registration using evolutionary computation: An experimental survey. IEEE Comput. Intell. Mag. **6**(4), 26–42 (2011)
12. Edgar, H.J.H., Daneshvari Berry, S., Moes, E., Adolphi, N.L., Bridges, P., Nolte, K.B.: New mexico decedent image database (2020)
13. Gómez, O., Ibáñez, O., Valsecchi, A., Cordón, O.: Improving comparative radiography by multi-resolution 3d-2d evolutionary image registration. In: Pérez García, H., Sánchez González, L., Castejón Limas, M., Quintián Pardo, H., Corchado Rodríguez, E. (eds.) Hybrid Artificial Intelligent Systems. pp. 99–110. Springer International Publishing, Cham (2019)
14. Gómez, Ó., Mesejo, P., Ibáñez, Ó., Valsecchi, A., Cordón, Ó.: A real-coded evolutionary algorithm-based registration approach for forensic identification using the radiographic comparison of frontal sinuses. In: 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). pp. 1–8 (2020)
15. Ibáñez, O., Cavalli, F., Campomanes-Álvarez, B.R., Campomanes-Álvarez, C., Valsecchi, A., Huete, M.I.: Ground truth data generation for skull–face overlay. Int. J. Leg. Med. **129**(3), 569–581 (2015)
16. Ibánez, O., Cordón, O., Damas, S., Santamaria, J.: Modeling the skull–face overlay uncertainty using fuzzy sets. IEEE Trans. Fuzzy Syst. **19**(5), 946–959 (2011)
17. Ibáñez, O., Cordón, O., Damas, S., Santamaría, J.: An advanced scatter search design for skull-face overlay in craniofacial superimposition. Expert Syst. Appl. **39**(1), 1459–1473 (2012)
18. Li, S., Xu, C., Xie, M.: A robust o(n) solution to the perspective-n-point problem. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **34**(7), 1444–1450 (2012)
19. Lourakis, M., Zabulis, X.: Model-based pose estimation for rigid objects. In: International conference on computer vision systems. pp. 83–92. Springer (2013)
20. Navarro, F., Martos, R., Damas, S., Aleman, I.: A 3D vector-based approach to facial soft tissue–cranial relationships for forensic identification in the spanish population. Forensic Science International **380**, 112802 (2026)
21. Santamaría, J., Cordón, O., Damas, S.: A comparative study of state-of-the-art evolutionary image registration methods for 3D modeling. Comput. Vis. Image Underst. **115**(9), 1340–1354 (2011)
22. Stephan, C.N., Simpson, E.K.: Facial soft tissue depths in craniofacial identification (Part I): An analytical review of the published adult data. J. Forensic Sci. **53**(6), 1257–1272 (2008)
23. Storn, R., Price, K.: Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. J. Glob. Optim. **11**(4), 341–359 (1997)
24. Valsecchi, A., Damas, S., Cordón, O.: A robust and efficient method for skull-face overlay in computerized craniofacial superimposition. IEEE Trans. Inf. Forensics Secur. **13**(8), 1960–1974 (2018)
25. Workman, S., Greenwell, C., Zhai, M., Baltenberger, R., Jacobs, N.: Deepfocal: A method for direct focal length estimation. In: IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). pp. 1369–1373 (2015)
26. Yoshino, M.: Craniofacial superimposition. In: Wilkinson, C., Rynn, C. (eds.) Craniofacial Identification, pp. 238–253. University Press, Cambridge (2012)