

Registrado de Imagen Médica mediante Algoritmos de Optimización basados en Arrecifes de Coral

E. Bermejo*, M. Chica†, S. Damas*, S. Salcedo-Sanz‡ and O. Cordon*§

* Instituto Andaluz en Data Science and Computational Intelligence (DaSCI), Universidad de Granada, Granada 18071.

Email: ebermejo@decsai.ugr.es, sdamas@ugr.es

† School of Electrical Engineering and Computing, The University of Newcastle, Callaghan 2380, Australia.

Email: manuel.chicaserrano@newcastle.edu.au

‡ Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Alcalá, Alcalá de Henares 28805.

Email: sancho.salcedo@uah.es

§ Centro de Investigación en Tecnologías de la Información, Universidad de Granada, Granada 18071

Email: ocordova@decsai.ugr.es

Resumen—El Registrado de Imágenes (RI) conlleva la transformación de un conjunto de imágenes en un sistema de coordenadas común. Generalmente, la búsqueda de la correspondencia óptima entre imágenes es considerada un problema de optimización. Los enfoques basados en metaheurísticas permiten resolver el problema de RI superando las numerosas limitaciones de los métodos tradicionales. En esta contribución consideraremos un reciente método bio-inspirado: Optimización por Arrecifes de Coral (CRO). Este novedoso algoritmo simula los fenómenos naturales que subyacen a un arrecife de coral. Adaptaremos el algoritmo siguiendo dos enfoques de registrado diferentes: basado en características y basado en intensidades. Además, diseñaremos un exhaustivo estudio experimental considerando un problema de RI médica con resonancias magnéticas cerebrales. Los resultados muestran cómo CRO supera al estado del arte en RI tanto en robustez como en precisión y eficiencia siguiendo ambos enfoques.

I. INTRODUCCIÓN

En el ámbito de la imagen médica existe un gran interés en relacionar la información procedente de diferentes imágenes. Esta tarea es relevante en un gran número de aplicaciones: diagnóstico, monitorización y seguimiento de enfermedades o cirugía asistida, entre otras. Generalmente, estas aplicaciones requieren la integración de información visual adquirida por diferentes dispositivos o condiciones. Así, el Registrado de Imágenes (RI) [1] es considerado como una tarea de preprocesamiento esencial en imagen médica, ya que permite alinear múltiples imágenes con contenido común.

Generalmente, los métodos de RI consideran una transformación espacial para alinear imágenes solapando regiones coincidentes. El problema se trata como un proceso de optimización iterativo que explora el espacio de transformaciones posibles. La calidad de una solución se define así por el grado de semejanza entre imágenes tras la transformación, que se mide mediante una métrica de similitud [2].

El proceso de RI permite emplear una imagen completa (enfoque de intensidades) o basarse en partes distintivas de la imagen (características). Los enfoques de características [1] agilizan el proceso de optimización reduciendo la complejidad del problema, al usar una porción de las imágenes. Sin embargo, estos métodos dependen en gran medida del proceso

de extracción de características, una etapa propensa a errores si la información extraída no es suficientemente representativa. Por otro lado, los enfoques de intensidades permiten procesar un volumen de datos mayor, a costa de incrementar los requisitos computacionales [2]. Así, la alineación se guía por la distribución de intensidades (niveles de gris) de la imagen, aumentando la precisión de estos métodos, pero también su sensibilidad al ruido o a las condiciones de iluminación.

Métodos tradicionales, como Iterative Closest Point (ICP) [3] tienden a quedar atrapados en mínimos locales debido a factores como el ruido, la discretización o la desalineación entre imágenes. Mientras tanto, aquellos basados en algoritmos evolutivos u otras metaheurísticas (MHs) permiten superar estas desventajas y ofrecen un buen rendimiento que los hace idóneos para problemas de RI médica.

Hasta la fecha se han propuesto numerosos estudios comparativos para analizar el rendimiento de diferentes MHs en problemas de RI empleando modelos craneales e imágenes médicas en 3D [4], [5]. En ambos estudios se incluyen métodos de RI relevantes: ICP, una versión adaptativa de descenso de gradiente estocástico (ASGD) y algoritmos genéticos (GAs). Entre las diversas MHs destaca una versión memética del método scatter search (SS) propuesta en [4] y extendida en [6], obteniendo resultados excelentes y consolidando su dominancia en el estado del arte sobre métodos convencionales.

Recientemente se ha propuesto una MH bio-inspirada denominada *Coral Reefs Optimization* (CRO) [7]. CRO es un algoritmo evolutivo basado en la simulación de los fenómenos naturales que ocurren durante la formación de un arrecife de coral. A lo largo de su vida, los corales atraviesan diversas fases, como la reproducción, el asentamiento de larvas o la lucha por un espacio en el arrecife donde sobrevivir. CRO emula dichos procesos favoreciendo un equilibrio entre diversidad y especificidad, ingredientes idóneos para abordar problemas complejos de optimización.

Dados los buenos resultados de CRO en diferentes problemáticas reales, consideramos que su diseño puede comportarse adecuadamente en problemas de RI complejos. Así, en este trabajo diseñamos un nuevo método de RI basado en



CRO donde tanto la función objetivo como la codificación han sido adaptados a un problema concreto de RI médica.

Para validar nuestra propuesta, hemos desarrollado un exhaustivo estudio experimental comparando CRO contra algunos métodos evolutivos del estado del arte en RI, considerando tanto enfoques de intensidades como de características. Esta comparativa es una extensión de nuestra propuesta donde adaptamos CRO al enfoque de intensidades [8]. Se han utilizado pares de imágenes monomodales extraídas de Brainweb, dataset disponible gracias a McGill University [9].

II. REGISTRADO DE IMÁGENES: PLANTEAMIENTO

Generalmente, en los problemas de RI médica se parte de dos imágenes, una de referencia o modelo (I_M), y una imagen móvil o escena (I_E) que se alinea con la geometría del modelo. El objetivo del proceso de registrado es encontrar una transformación geométrica T que haga el modelo I_M y la escena transformada $T(I_E)$ sean lo más similares posible. El grado de semejanza entre imágenes se mide considerando una métrica de similitud. Así, el RI se formula como un problema de maximización en el espacio de transformaciones:

$$\operatorname{argmax}_{T \in \text{Transformaciones}} \text{Similitud}(I_M, T(I_E)).$$

El proceso iterativo de un método de RI consta de tres componentes principales: el modelo de transformación, la métrica de similitud, y el optimizador. En primer lugar, el optimizador estima una transformación geométrica para alinear las imágenes, que viene determinada por el *modelo de transformación*. La Figura 1 ilustra el efecto de aplicar diferentes tipos de transformación a una resonancia magnética (IRM) cerebral. La elección del modelo adecuado depende tanto de la aplicación concreta como de la naturaleza de las imágenes. En ciertos contextos un modelo más simple (transformación de traslación) puede ser adecuado, mientras que otras aplicaciones que suponen una estimación de movimiento requieren modelos deformables. De cualquier forma, el tipo de transformación debe ser seleccionado cuidadosamente, ya que de esta elección dependen tanto los requisitos computacionales en base al número de parámetros a estimar, como los efectos geométricos resultantes de la transformación.

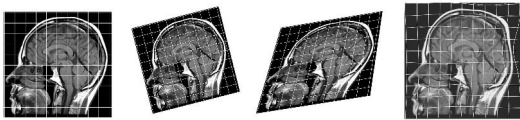


Figura 1: Aplicación de diferentes modelos de transformación: similitud, finidad y b-spline, sobre una escena inicial.

Tras ello, la *métrica de similitud* mide la calidad de la alineación entre la escena transformada y el modelo. La elección de esta métrica es un paso crucial en el diseño de cualquier método de RI y depende del enfoque considerado. Enfoques de características suelen considerar el error cuadrático medio (ECM) como métrica para medir la distancia entre

características correspondientes. Enfoques de intensidades se basan en la relación entre distribuciones de intensidad para evaluar la similitud. Existen multitud de métricas disponibles (correlación normalizada (CN) o información mutua (IM), entre otras) y su idoneidad viene determinada por el proceso de adquisición y la relación entre imágenes.

Por último, el *optimizador* refina la solución hasta alcanzar un criterio de parada (cuando se encuentra una solución adecuada o se realiza un número determinado de iteraciones). Así, la optimización de la transformación espacial supone un proceso de búsqueda iterativo sobre el espacio de transformaciones geométricas. De acuerdo con las características del espacio de búsqueda, podemos encontrar dos estrategias diferentes. El registrado puede considerarse como un problema de optimización continua cuando la búsqueda se realiza en base a los parámetros de la transformación. Alternativamente, la búsqueda se puede realizar en el espacio de correspondencias entre pares de características (enfoque de características) o entre áreas de la imagen (enfoque de intensidades).

A. Algoritmos evolutivos relevantes en RI médica

RI basado en intensidades

*r-GA**, Valsecchi et al.: r-GA* se basa en un *algoritmo genético* [10]. El optimizador está diseñado en codificación real donde una solución almacena los parámetros de la transformación en un vector. Los operadores genéticos también son reales: cruce por mezcla alfa (BLX- α) [11] y mutación aleatoria. r-GA* es capaz de adaptar diferentes métricas de similitud y distintos modelos de transformación. Además, integra el uso de múltiples resoluciones en combinación con un mecanismo de reinicio y adaptación al espacio de búsqueda. Estos mecanismos permiten agilizar el proceso de optimización y mitigar una convergencia prematura.

*SS**, Valsecchi et al.: SS* [6] es una variante del diseño original de *scatter search* o búsqueda dispersa, donde el conjunto de referencia se divide en dos para contener las soluciones más diversas y las de mayor calidad. El algoritmo han sido diseñados específicamente para RI [4]. Así, SS* considera el uso de memoria basada en frecuencia para el método de diversificación, la combinación de soluciones se basa en el cruce BLX- α , y el método de mejora en el operador PMX- α [12]. El método de actualización clasifica las soluciones según su calidad o diversidad. Finalmente, el método de control de duplicación previene la aparición de copias idénticas de una solución en la población.

RI basado en características

HE-GA, He y Narayana: Propuesto en [13], considera un diseño genético con codificación real combinado con *dividing rectangle*, un método de optimización global basado en ramificación y poda. El genético sigue un modelo generacional elitista con cruce aritmético y mutación uniforme, aplicado para estimar una solución preliminar. Esta solución es posteriormente refinada por búsqueda local. Incorpora un mecanismo de reinicio para evitar una convergencia prematura.

SS, Santamaría *et al.*: Este método basado en SS fue originalmente diseñado para problemas de RI de rango [4]. Los autores adoptan una métrica de similitud basada en el error cuadrático mediano (ECMed), robusta a imágenes con bajo solapamiento, integran una estructura de datos para acelerar el cálculo de la función objetivo, y una búsqueda local basada en cruce (XLS) como método de mejora. SS también incluye un mecanismo de reinicio para evitar mínimos locales.

III. CORAL REEFS OPTIMIZATION ALGORITHM

CRO [7], [14] es un algoritmo evolutivo basado en los procesos naturales de un arrecife de coral. Denominamos \mathcal{R} a un arrecife representado por una cuadrícula $R_1 \times R_2$, donde cada posición (i, j) permite albergar a un coral, $C_{i,j}$, que representa una solución al problema de optimización considerado. El algoritmo inicializa varios corales en posiciones aleatorias de \mathcal{R} , dejando huecos libres para el asentamiento de futuras generaciones de corales. La ratio entre posiciones libres/ocupadas viene dado por un parámetro ρ_0 , donde $0 < \rho_0 < 1$.

Existen diferentes mecanismos reproductivos en un arrecife de coral. En CRO se recrean aplicando diferentes operadores de forma secuencial durante la segunda fase del algoritmo:

1. Reproducción sexual externa (*Broadcast Spawning*).

En cada iteración k del algoritmo se aplica:

- 1.a. Selección uniforme de una fracción aleatoria F_b de corales (denominados *broadcast spawners*) con respecto al total de corales existentes en el arrecife.
- 1.b. Formación de larvas. Se eligen dos broadcast spawners y se aplica un operador de cruce. Una vez seleccionados, éstos no vuelven a atravesar otra etapa reproductiva durante la iteración k . La selección puede ser uniforme, aleatoria o proporcional al fitness (selección por ruleta).

2. Reproducción sexual interna (*Brooding*). La reproducción de los corales hermafroditas se modela como una mutación sobre una fracción de los corales restantes $1 - F_b$. En estos casos, un porcentaje P_i del coral muta.

3. Asentamiento de larvas. Las nuevas larvas generadas seleccionan una posición aleatoria del arrecife para formarse, siempre que la posición (i, j) esté libre. En caso de que esté ocupada, la nueva larva se asentará si su valor de fitness mejora a la del coral existente. El máximo número de intentos para ocupar una posición en cada iteración k está limitado por el parámetro $\eta = 3$.

4. Reproducción asexual. Los corales pueden fragmentarse y reasentarse en el arrecife (*budding*). CRO modela este mecanismo ordenando los corales por su nivel de vida (fitness $f(C_{i,j})$). Una pequeña fracción (F_a) de los corales se duplica, muta con probabilidad P_a , e intenta asentarse en el arrecife como en el paso 3.

5. Depredación. Tras cada iteración k , se simula la muerte de un pequeño número de corales, liberando espacio en el arrecife para la siguiente generación. La depredación se aplica con una probabilidad muy pequeña (P_d) a una fracción F_d de corales con peor vida.

IV. DISEÑO EXPERIMENTAL

Diseñamos un estudio experimental considerando los algoritmos descritos en la Sección A ya que mejoran el comportamiento de alternativas clásicas [5], [6], [8], [10]. Así, pretendemos realizar un análisis exhaustivo del comportamiento de nuestra propuesta en comparación con los métodos evolutivos más relevantes en un problema de RI médica.

A. Escenarios y dataset de imágenes

Las imágenes mono-modales utilizadas en esta experimentación han sido obtenidas de un repositorio público muy conocido, BrainWeb (McGill University [9]). Este dataset se compone de imágenes cerebrales simuladas a partir de IRMs sintéticas. Con el objetivo de considerar diferentes niveles de complejidad, las imágenes contienen ruido (hasta un 5%) y múltiples lesiones (esclerosis). Las imágenes tienen un tamaño común de $60 \times 181 \times 217$ voxels.

A partir de la curvatura cerebral de cada imagen extraemos un conjunto de puntos mediante un detector de líneas de cresta [15]. En enfoques de características, los valores heurísticos de curvatura se emplean para guiar al optimizador durante la estimación de la transformación de registrado.

Para generar diferentes escenarios, cada imagen ha sido transformada usando una de las cuatro transformaciones de similitud (aplicando rotación, traslación y escalado uniforme) de la Tabla I. En total, el estudio consta de 16 instancias de RI creadas a partir de pares de imágenes con diferentes transformaciones. Los escenarios son: I_1 vs. $T_i(I_2)$, I_1 vs. $T_i(I_3)$, I_1 vs. $T_i(I_4)$, e I_2 vs. $T_i(I_4)$, para $i = 1, 2, 3, 4$.

Tabla I: Parámetros de la transformación: ángulo de rotación (λ), eje de rotación (a_x, a_y, a_z), vector de traslación (t_x, t_y, t_z), y factor de escalado uniforme s .

	λ	a_x	a_y	a_z	t_x	t_y	t_z	s
T_1	115	-0.863	0.259	0.431	-26	15.5	-4.6	1
T_2	168	0.676	-0.290	0.676	6	5.5	-4.6	0.8
T_3	235	-0.303	-0.808	0.505	16	-5.5	-4.6	1
T_4	276.9	-0.872	0.436	-0.218	-12	5.5	-24.6	1.2

B. Diseño Experimental y Configuración

Los métodos de la comparativa difieren en el proceso de optimización: los enfoques de características se guían por los puntos de curvatura y las métricas ECM o ECMed, mientras que los enfoques de intensidades se guían por los valores de intensidad y métricas como CN o IM. Los resultados de diferentes métricas no son comparables, por lo que es necesario definir un marco comparativo para evaluar objetivamente los resultados de la alineación. Así, consideramos una medida común para evaluar la calidad de todas las soluciones. Una vez el algoritmo alcanza una solución, se calcula el ECM entre las características anatómicas (líneas de cresta) de la escena transformada y las del modelo. Este valor será usado como comparativa de la calidad final para todos los métodos.

La transformación de similitud que relaciona las imágenes considera un rango de $[-30, 30]$ para los parámetros de la



Tabla II: Parameter configuration for considered IR methods.

r-GA*		SS*		CRO*		HE-GA		SS		CRO	
Individuos	100	Tamaño población	12	Tamaño arrecife	80	Individuos	60	Tamaño población	30	Tamaño arrecife	70
Generaciones	75	Generaciones	18	Generaciones	65	Reinicios	5	Reinicios	5	Reinicios	15
Reinicios	5	Reinicios	3	Reinicios	8	Factor α	0.3	XLS iter.	100	XLS iter.	100
Torneo	3	PMX iter.	12	PMX iter.	15	Prob. cruce	0.7	Factor α	0.3	ρ_0	0.6
Factor α	0.3	Factor α	0.3	ρ_0	0.6	Prob. mutación	0.2	Conjunto Referencia	8	F_{broad}	0.9
Prob. cruce	0.5	conjunto referencia	4	F_{broad}	0.8					P_d	0.05
Prob. mutación	0.1			P_d	0.15					k	3

traslación y $[0,75,1,25]$ para el factor de escalado. No se aplica restricción en el ángulo de rotación ($[0,360]$), ni en sus ejes ($[-1,1]$). De esta forma, la transformación se codifica mediante un vector real de siete parámetros en el enfoque de intensidades: versor de rotación $(\theta_x, \theta_y, \theta_z)$, vector de traslación (t_x, t_y, t_z) y escalado uniforme s . En el enfoque de características, la rotación se codifica con cuatro parámetros: tres para el eje de rotación (r_x, r_y, r_z) y uno para el ángulo θ_r , resultando en una codificación de ocho parámetros.

Para evaluar CRO en comparación con el estado del arte en RI (Sección A), diseñamos un estudio experimental considerando métodos representativos de ambos enfoques (intensidades y características). Así, comparamos seis métodos diferentes: i) *Enfoque de intensidades*: r-GA*, SS* y CRO*. ii) *Enfoque de características*: HE-GA, SS y CRO.

Dadas las diferencias en términos de requisitos computacionales, la configuración de parámetros óptima para cada algoritmo varía según el enfoque considerado (ver Tabla II). Estos parámetros han sido ajustados manualmente con un par de imágenes no incluido en la experimentación para evitar sesgos. Se han seguido las directrices marcadas por los autores en estudios previos [5], [7]. A continuación detallamos las características distintivas de los métodos:

Diseño de métodos basados en intensidades:: La implementación se ha realizado en Elastix [16], una herramienta open-source específicamente diseñada para RI médica de intensidades. El método basado en CRO se ha propuesto en [8] con resultados prometedores. El optimizador se guía por la métrica normalizada de información mutua (IMN):

$$NMI(I_A, I_B) = \frac{\sum_{a \in I_A} \sum_{b \in I_B} p_{AB}(a, b) \log(p_A(a)p_B(b))}{\sum_{a \in I_A} \sum_{b \in I_B} p_{AB}(a, b) \log p_{AB}(a, b)},$$

donde p_{AB} es la probabilidad conjunta y p_A, p_B son las probabilidades marginales discretas de las intensidades de las imágenes.

Además, el diseño de los enfoques de intensidades integra dos componentes: i) **Multi-resolución** para reducir el coste computacional del proceso, mediante una reducción de la resolución y un suavizado gaussiano para crear dos representaciones (pirámides) de la imagen. En la primera resolución, el optimizador considera una pirámide de baja resolución para aproximar la transformación. La segunda resolución consiste en una etapa de refinado para mejorar la calidad de la alineación. ii) **Mecanismo de reinicio** para asegurar que el algoritmo es capaz de recuperarse de un posible estancamiento y encuentre una buena solución. En la primera resolución, se

aplica un reinicio del algoritmo un número determinado de veces. La mejor solución de esta etapa pasa a la etapa de refinado. Dado el gran volumen de datos, el tiempo de ejecución total de cada algoritmo se ha limitado a 180 segundos.

Diseño de métodos basados en características:: Implementados en C++ y compilados con la herramienta GNU/g++, siguen una estructura similar al enfoque de intensidades. Puesto que ECM ha sido elegido para la comparativa final, consideramos una métrica de optimización diferente para evitar favorecer este diseño. Así, consideramos una variante de ECMed específicamente diseñada para IR:

$$F(f, I_E, I_M) = w_1 \cdot (1 / (1 + \sum_{i=1}^N ||(sR\vec{p}_i + \vec{t}_i) - \vec{p}_j^i||)) + w_2 \cdot (1 / (1 + |p_c^e - p^m|)),$$

donde f es la solución que codifica los parámetros de la transformación; p_i es un punto 3D de la escena y p_j su correspondencia más cercana en el modelo utilizando una estructura de indexación (*grid closest point*); w_1 y w_2 ($w_1 + w_2 = 1$) son pesos para balancear los términos de la función; p_c^e es el radio de la esfera que engloba la escena transformada y p^m el radio de la esfera sobre el modelo. Nótese que el primer término de F corresponde con la función ECMed entre puntos vecinos.

Como componentes específicos de este enfoque, se aplica el reinicio de la población cuando el optimizador detecta estancamiento, por ejemplo, tras 15 iteraciones sin mejora. El conjunto de características (líneas de cresta) es bastante reducido, por lo que no se requiere una estrategia multi-resolución y el tiempo de parada se limita a 20 segundos.

C. Análisis de Resultados

En la Tabla III se recogen los resultados de la alineación entre imágenes: el error entre pares de características (ECM) y el ranking parcial de cada método en los 16 escenarios. Nótese que el mínimo valor posible de ECM se explica por los niveles de ruido y la presencia de lesiones en la comparación entre imágenes. El valor óptimo de ECM se ha resaltado entre paréntesis en la Tabla III. Además, se ha realizado un análisis estadístico sobre los valores medios para buscar diferencias significativas entre el algoritmo con mejor ranking y el resto. Los resultados del ranking, test de Bonferroni-Dunn y test de Holm se recogen en la Tabla IV.

En general, los métodos basados en características mejoran a sus homólogos de intensidades en la mayoría instancias. El diseño del optimizador hace que este tipo de métodos pueda alcanzar una mayor precisión en menor tiempo. Así,

Tabla III: Mínimo (m), media (μ) y desviación estándar (sd) para los valores de ECM (mm) y ranking medio (R) para cada instancia de RI. Las columnas subrayadas corresponden con los métodos basados en intensidades.

Algorithm	I_1 vs $T_1(I_2)$ [31]				I_1 vs $T_2(I_2)$ [31]				I_1 vs $T_3(I_2)$ [31]				I_1 vs $T_4(I_2)$ [31]			
	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R
r-GA*	37.32	134	>99	6	39.60	86.43	44	5	43.29	5506	>99	6	32.19	84.36	91	6
HE-GA	42.69	101	47	5	31.85	44.27	17	4	31.96	42.19	9	4	32.88	59.23	28	5
SS*	36.01	38.14	5.9	4	36.53	38.96	2.9	3	36.78	1755	>99	5	32.65	32.96	0.7	4
SS	32.06	32.84	2.2	2	32.11	119	>99	6	32.17	41.08	47	2	32.00	32.25	0.1	2
CRO*	36.35	36.79	0.3	3	36.26	36.78	0.3	2	40.72	41.41	0.5	3	32.67	32.79	0.1	3
CRO	32.11	32.25	0.1	1	32.10	33.96	5.3	1	32.14	32.27	0.1	1	32.14	32.24	0.0	1

Algorithm	I_1 vs $T_1(I_3)$ [42]				I_1 vs $T_2(I_3)$ [42]				I_1 vs $T_3(I_3)$ [42]				I_1 vs $T_4(I_3)$ [42]			
	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R
r-GA*	50.61	142	>99	6	45.61	97.75	81	6	66.00	8470	>99	6	42.93	86.11	53	5
HE-GA	61.65	122	48	5	42.91	61.01	24	4	56.52	74.44	18	5	58.74	114	42	6
SS*	50.20	61.34	50	4	43.65	46.36	3.9	3	55.22	57.85	3.2	4	44.68	45.18	0.3	4
SS	42.96	58.69	59	3	43.08	83.82	>99	5	43.06	50.95	41	2	42.95	43.44	0.6	2
CRO*	51.23	51.77	0.3	2	43.54	43.73	0.1	1	55.78	56.53	0.4	3	44.61	45.17	0.3	3
CRO	43.01	43.29	0.2	1	42.94	44.06	2.9	2	42.97	43.45	0.2	1	42.87	43.39	0.3	1

Algorithm	I_1 vs $T_1(I_4)$ [46]				I_1 vs $T_2(I_4)$ [46]				I_1 vs $T_3(I_4)$ [46]				I_1 vs $T_4(I_4)$ [46]			
	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R
r-GA*	51.06	151	>99	6	58.92	124	98	4	60.76	9428.7	>99	6	46.44	82.74	45	5
HE-GA	60.07	119	51	5	84.3	1011	>99	6	51.18	78.92	25	5	51.35	92.56	30	6
SS*	52.53	53.67	1.3	3	46.48	48.12	1.5	2	54.32	60.10	5.2	3	46.65	47.58	0.5	3
SS	46.79	61.77	77	4	46.52	154	>99	5	46.87	64.26	68	4	46.67	47.33	0.5	1
CRO*	52.78	53.24	0.3	2	46.02	46.37	0.1	1	57.46	58.02	0.3	2	47.03	47.70	0.3	4
CRO	46.66	48.85	6.0	1	46.77	48.80	3.4	3	46.80	47.57	0.6	1	46.64	47.37	0.6	2

Algorithm	I_2 vs $T_1(I_4)$ [28]				I_2 vs $T_2(I_4)$ [28]				I_2 vs $T_3(I_4)$ [28]				I_2 vs $T_4(I_4)$ [28]			
	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R	m	μ	sd	R
r-GA*	32.15	3293	>99	6	32.20	68.26	33	6	33.38	3656	>99	6	29.53	57.89	32	5
HE-GA	33.59	94.40	35	5	29.94	46.64	41	5	29.88	37.67	14	3	31.34	78.25	33	6
SS*	34.80	35.66	0.5	3	30.36	33.07	3.7	3	38.85	43.70	9.6	5	28.44	29.69	0.5	4
SS	28.54	44.21	79	4	28.61	35.27	35	4	28.46	28.80	0.1	1	28.57	28.75	0.1	1
CRO*	35.06	35.54	0.2	2	30.25	30.47	0.1	2	39.11	40.66	0.5	4	29.36	29.64	0.1	3
CRO	28.32	28.79	0.3	1	28.61	29.01	0.6	1	28.57	28.82	0.1	2	28.59	28.76	0.1	2

el enfoque de características permite a los métodos obtener mejores resultados mínimos, a expensas de incrementar la varianza. Por otro lado, los resultados de los métodos basados en intensidades (excepto r-GA*) son más robustos, obteniendo una menor desviación que los métodos de características.

Ambos genéticos tienen un comportamiento inestable, pero alcanzan buenos resultados mínimos. r-GA* alcanza la última posición del ranking (5.63) debido a obtener los mayores errores en la comparativa. A pesar de su pobre comportamiento, HE-GA es capaz de obtener el mejor resultado mínimo en tres de los dieciséis escenarios, con un ranking de 4.94.

SS* y SS mejoran considerablemente a los genéticos, con un comportamiento consistente excepto en cuatro escenarios, donde no terminan de converger. Así, los métodos basados en SS alcanzan las posiciones medias del ranking (3.0 y 3.56, respectivamente). Aunque tienen un rendimiento similar en cuanto al ECM, SS mejora a SS* al obtener mejores resultados mínimos a pesar de su mayor desviación estándar.

En cuanto a nuestras propuestas, CRO* obtiene mejor ECM medio que ambos métodos basados en SS, pero es incapaz de alcanzar su precisión en valores mínimos. Por otro lado, la adaptación al enfoque de características (CRO) mejora tanto a CRO* como al actual método del estado del arte, SS. En cuanto al ECM medio, CRO mejora a SS en doce escenarios. Así, CRO* alcanza la segunda posición con 2.5, mientras que CRO es primero con un ranking de 1.38, gracias a su excelente balance entre exploración y explotación. Ambos enfoques basados en CRO son capaces de mejorar al actual estado del arte en RI, destacando nuestra propuesta basada en características por obtener el mejor rendimiento.

Al aplicar el test estadístico de Friedman obtenemos un resultado de $\chi^2_F = 92,0$, con un p-valor correspondiente de $< 10^{-16}$. Dado que p es menor que el nivel de significancia considerado ($\alpha = 0,01$), el test concluye que hay diferencias significativas entre métodos. Complementamos el análisis con el test de Holm (Tabla IV) comparando CRO (control) con el resto de métodos. El p-valor resultante para ambos tests revela que existen diferencias significativas entre CRO y tanto los métodos genéticos como aquellos basados en SS.

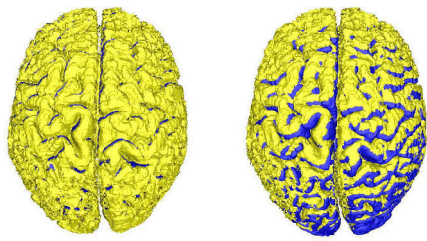
Tabla IV: Ranking de Friedman y resultados estadísticos con CRO como método de control para los test de Bonferroni y Holm, de acuerdo con el valor medio de ECM.

	Ranking	Bonferroni-Dunn p	Holm p
CRO	1.38	-	-
CRO*	2.50	0,44	0,09
SS	3.00	0,07	< 0,05
SS*	3.56	< 0,01	< 0,01
HE-GA	4.94	< 0,01	< 0,01
r-GA*	5.63	< 10^{-10}	< 10^{-10}

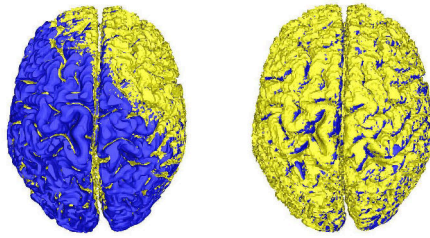
Por último, incluimos un análisis visual de los resultados obtenidos en uno de los escenarios más complejos. La Figura 2 muestra la mejor alineación entre imágenes obtenida por cada algoritmo. Destacamos los resultados de nuestras propuestas basadas en CRO, en especial el enfoque de características, ya que mejoran considerablemente la precisión de la alineación resultante.

V. CONCLUSIONES

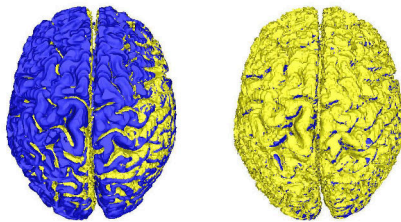
En este trabajo describimos el diseño e implementación de una novedosa técnica bio-inspirada, conocida como CRO, para



HE-GA (51.2) vs. r-GA* (60.8)



SS (46.9) vs. SS* (54.3)



CRO (46.8) vs. CRO* (57.5)

Figura 2: Resultados del solapamiento entre el modelo (azul) y la escena (amarillo). La figura aporta una comparativa de los resultados entre el enfoque de características (izquierda) y de intensidades (derecha) para el escenario $n^{\circ}11$ (I_1 vs. $T_3(I_4)$). Entre paréntesis se indica el mínimo ECM alcanzado.

resolver el problema de RI médica en 3D de forma robusta y eficiente. En particular, abordamos el problema considerando dos enfoques, usando la distribución de intensidades de las imágenes y un conjunto reducido de puntos característicos, cada uno con diferentes niveles de complejidad. CRO integra en su diseño una estrategia de búsqueda balanceada, que le permite obtener resultados excelentes en diferentes problemas reales. Así, adaptamos CRO al problema de RI siguiendo ambos enfoques y analizamos su comportamiento.

Para evaluar el rendimiento de nuestra propuesta comparamos ambas implementaciones de CRO con algunos de los métodos evolutivos más relevantes de la literatura en RI. Diseñamos un exhaustivo estudio experimental con 16 escenarios de RI mono-modal a partir de cuatro IMRs cerebrales sintéticos, con diferentes niveles de ruido y lesiones. Las imágenes provienen del repositorio BrainWeb (McGill University [9]).

CRO obtiene unos resultados excelentes considerando ambos enfoques de registrado, y mejora a métodos consolidados en RI demostrando gran robustez y eficiencia al abordar problemas de optimización complejos como es el RI médica.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por los proyectos: TIN2015-67661-P, incluyendo al Fondo Europeo de Desarrollo Regional (ERDF), al Ministerio de Economía y TIN2014-54583-C2-2-R, de la Comisión Interministerial de Ciencia y Tecnología (CICYT).

REFERENCIAS

- [1] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods: A survey," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11, pp. 977–1000, 2003.
- [2] A. A. Goshtasby, *2-D and 3-D Image Registration*. Wiley Interscience, 2005.
- [3] P. J. Besl and N. D. McKay, "A Method for Registration of 3-D Shapes," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 2, pp. 239–256, 1992.
- [4] J. Santamaría, O. Cordón, S. Damas, J. García-Torres, and A. Quirin, "Performance evaluation of memetic approaches in 3D reconstruction of forensic objects," *Soft Computing*, vol. 13, no. 8-9, pp. 883–904, 2009.
- [5] S. Damas, O. Cordón, and J. Santamaría, "Medical Image Registration Using Evolutionary Computation: An Experimental Survey," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 6, no. 4, pp. 26–42, 2011.
- [6] A. Valsecchi, S. Damas, J. Santamaría, and L. Marrakchi-Kacem, "Intensity-based image registration using scatter search," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 60, no. 3, pp. 151–163, 2014.
- [7] S. Salcedo-Sanz, J. Del Ser, I. Landa-Torres, S. Gil-López, and J. A. Portilla-Figueras, "The coral reefs optimization algorithm: A novel metaheuristic for efficiently solving optimization problems," *The Scientific World Journal*, vol. 2014, pp. 1–15, 2014.
- [8] E. Bermejo, M. Chica, S. Salcedo-Sanz, and O. Cordón, "Coral Reef Optimization for Intensity-based Medical Image Registration," in *IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2017 - Proceedings*. IEEE, 2017, pp. 533–540.
- [9] D. L. Collins, A. P. Zijdenbos, V. Kollkian, J. G. Sled, N. J. Kabani, C. J. Holmes, and A. C. Evans, "Design and construction of a realistic digital brain phantom," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 17, pp. 463–468, 1998.
- [10] A. Valsecchi, S. Damas, J. Santamaria, and L. Marrakchi-Kacem, "Genetic algorithms for Voxel-based medical image registration," in *2013 Fourth International Workshop on Computational Intelligence in Medical Imaging (CIMI)*, apr 2013, pp. 22–29.
- [11] M. Takahashi and H. Kita, "A crossover operator using independent component analysis for real-coded genetic algorithms," *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546)*, vol. 1, pp. 643–649, 2001.
- [12] M. Lozano, F. Herrera, N. Krasnogor, and D. Molina, "Real-coded memetic algorithms with crossover hill-climbing," *Evolutionary computation*, vol. 12, no. 3, pp. 273–302, 2004.
- [13] R. He and P. A. Narayana, "Global optimization of mutual information: application to three-dimensional retrospective registration of magnetic resonance images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 26, no. 4, pp. 277–292, 2002.
- [14] Salcedo-Sanz, "A review on the coral reefs optimization algorithm: new development lines and current applications," *Progress in Artificial Intelligence*, vol. 6, no. 1, pp. 1–15, 2017.
- [15] O. Monga, S. Benayoun, and O. Faugeras, "From partial derivatives of 3-D density images to ridge lines," in *Proceedings 1992 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1808. Champaign, Illinois, USA: IEEE, 1992, pp. 354–359.
- [16] S. Klein, M. Staring, K. Murphy, M. A. Viergever, and J. P. W. Pluim, "Elastix: A toolbox for intensity-based medical image registration," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 29, no. 1, pp. 196–205, 2010.