

RESULTADOS

“La experiencia del mundo no consiste en el número de cosas que se han visto, sino en el número de cosas sobre las que se ha reflexionado con fruto”.
Gottfried Wilhelm Leibniz.

Presentamos en el siguiente capítulo los resultados obtenidos en la segmentación y caracterización de imágenes médicas en tres dimensiones. No sólo prestamos atención a los resultados finales, sino que explicaremos y analizaremos los resultados parciales obtenidos a lo largo del proceso de trabajo, puesto que son éstos los que al fin y al cabo han acabado definiendo la metodología del proyecto y las soluciones adoptadas.

Así pues, y siguiendo la estructura del capítulo 5, **Metodología**, iremos detallando cada uno de los resultados obtenidos así como la elección de los diversos parámetros que definen las distintas soluciones adoptadas finalmente.

6.1. Introducción

Como ya hemos comentado en varias ocasiones a lo largo de la memoria de este proyecto, las imágenes en tres dimensiones requieren de herramientas computacionales más potentes y robustas que aquellas necesarias para acometer la solución de problemas que tienen por objeto las imágenes bidimensionales.

Además, al tratarse de imágenes médicas, todos nuestros casos de estudio, proporcionados por la Unidad de Cirugía Plástica de los Hospitales Virgen del Rocío de Sevilla, por un lado, y tomados de bases de datos genéricas, por otro, estaban almacenados en ficheros DICOM (ver sección 2.3), cuyo tratamiento en cualquier entorno de programación añade cierta dificultad a la lectura y escritura de las imágenes, dado que, como ya comentamos cuando describimos estos ficheros, su cabecera es profundamente compleja y variable.

Por tanto, necesitábamos técnicas de programación y visualización que fueran capaces de trabajar con ficheros DICOM, de operar sin bloqueos con cantidades ingentes de información en un tiempo razonable y de mostrar los resultados de la forma más flexible posible.

En un primer momento, y dada la dificultad de encontrar librerías que nos proporcionasen todas las funcionalidades descritas anteriormente, nos valimos del lenguaje de programación C, de Dennis Ritchie, y de la librería de funciones de imagen **CImg**¹, desarrollada por David Tschumperlé, para obtener resultados y validar el algoritmo, aunque de una manera bastante rudimentaria. No obstante, de esta ardua tarea obtuvimos conclusiones y nociones que serían cruciales para el desarrollo posterior, mucho más robusto y automatizado. De entre ellos podemos destacar el proceso de normalización, el enventanado lineal, el comportamiento del factor de tolerancia y la idoneidad del criterio de optimización de contraste. En esta primera fase conseguimos publicar un artículo, titulado **“Algoritmo de Segmentación 3D basado en Crecimiento de Regiones por Tolerancia Adaptativa y Optimización de Contraste”**, defendido en el XXIII Simposium Nacional de la URSI, que tuvo lugar en Madrid en Septiembre de 2008 [45].

Posteriormente, decidimos acometer la obtención de resultados desde un punto de vista más integral, haciendo uso en todo momento del lenguaje de programación orientado a objetos C++, en el que se basan, por un lado, la librería **ITK** (*Insight Toolkit*) y, por otro, la librería **VTK** sobre la que está diseñado el motor de visualización de imágenes **3D Slicer**.

¹<http://cimg.sourceforge.net/>

ITK (*Insight Segmentation and Registration Toolkit*)² es un sistema basado en software libre y multiplataforma que proporciona a los desarrolladores de código una amplia colección de funciones para el análisis de imágenes. Fue creado en 1999 por la *US National Library of Medicine* del *National Institute of Health* e introduce una nueva concepción en la programación de algoritmos para imágenes en dos, tres o más dimensiones.

El desarrollador tiene a su disposición una serie de filtros que puede, por una parte, ajustar a su propósito, y, por otro lado, combinar con otros filtros en cascada. Además, siempre podrá hacer uso de las funciones de C++ para efectuar las operaciones que no queden definidas en los filtros de ITK. Mención especial merecen los *iteradores*, que pueden ser fácilmente programados para recorrer las imágenes y para proporcionar información acerca de vecindarios y geometrías prefijadas.

VTK (*Visualization Toolkit*)³ es un sistema basado en software libre para operaciones relacionadas con imágenes 3D, tales como visualización, volu-metrización, renderizado, procesado digital y modelado. Está desarrollado también en lenguaje C++, y permite también conexión con otras plataformas como Java, Python, Tcl, etc.. Fue desarrollado a comienzos de los años noventa por Will Schroeder, Ken Martin, y Bill Lorensen, con el permiso de su por entonces empresa, *GE Corporate RD*.

3D Slicer⁴ es un sistema basado en software libre y multiplataforma para visualización y análisis de imágenes en tres dimensiones. Incluye también diversas funcionalidades de procesado de imagen, y a través de él se pueden crear de forma sencilla interfaces de usuario basadas en ITK y VTK.

Tras detallar el software empleado para la validación del algoritmo y la obtención de resultados, conviene detallar la base de datos de imágenes sobre la que se han realizado las pruebas y se han obtenido los distintos resultados. Hemos utilizado alrededor de una treintena de escenas CT completas. Cada una de ellas formada por aproximadamente 300 cortes CT axiales, ubicados cada uno de ellos en un fichero DICOM. Las escenas suelen conformarse con imágenes procedentes del escaneado CT de cabeza, tronco, o extremidades inferiores.

Por último, queremos señalar que el software ha sido probado en tres sistemas operativos diferentes: Windows Vista, Linux Ubuntu, y Mac OSX.

²<http://www.itk.org/>

³<http://www.vtk.org/>

⁴<http://www.slicer.org/>

6.2. Resultados de la fase de Preprocesado

Como ya comentamos en la sección 5.2.2, la fase de preprocesado es crucial para el éxito posterior del resto de fases. Sabíamos que la Normalización de las imágenes era una operación de obligado cumplimiento, por lo que ni siquiera cuestionamos su incorporación. En cambio, el resto de operaciones aplicadas responden a los distintos ensayos realizados.

Así pues, y aunque en un primer momento pensamos que un filtrado difusivo anisotrópico conseguiría eliminar el ruido de las imágenes y acondicionarlas para el procesado posterior, la experiencia mostró que eliminaba o degradaba algunos niveles de intensidad de forma inaceptable, por lo que los resultados no eran los deseados.

Por ello, y teniendo en cuenta que una de las premisas principales del algoritmo era la simpleza en el establecimiento de las condiciones iniciales (i.e. el facultativo pondría sólo una semilla para iniciar el crecimiento) decidimos que el mejor filtrado para eliminar el ruido de las imágenes según nuestro propósito era el filtrado de mediana, que conseguía eliminar dicho ruido alterando mínimamente los contornos y además nos aseguraba que la semilla escogida por el facultativo no se correspondía con un vóxel ruidoso y por tanto inconsistente como condición de partida.

Por otra parte, y habida cuenta de que en las imágenes se encontraban elementos indeseables, como las sábanas, la camilla, instrumentos médicos externos, etc., estábamos convencidos de que era necesario aplicar algún método para expandir los niveles de intensidad de la imagen en la región de interés, de modo que eliminásemos esos elementos externos y tuviéramos, además, mejor resolución en la zona de la imagen que era preciso estudiar.

En una primera aproximación, pensamos que un inventariado lineal de la imagen conseguiría eliminar los elementos indeseables y mostrarnos una resolución de la región de interés adaptada a nuestro propósito. Y, efectivamente, los resultados ofrecidos fueron satisfactorios en una mayoría de casos. Pero aquéllos en que la segmentación no fue satisfactoria, la mayoría de ellos casos de tejidos blandos, nos otorgaron una clave importante: la linealidad del proceso, esto es, el resultado final era independiente de la semilla escogida, podía limitar el éxito del proceso en algunos casos difíciles, sobre todo en aquéllos en que los niveles de intensidad de las distintos tejidos habidos en la imagen eran muy similares.

Con todo, pensamos que una posible solución sería la aplicación de un filtrado no lineal, como el filtrado sigmoidal, de modo que la información otorgada por la semilla inicial influya en la ventana del filtro y efectúe una mejor selección y expansión del histograma de la región de interés. Efectivamente, este nuevo filtrado sigmoidal mejoró de forma significativa los resultados conseguidos con el enventanado lineal, como detallaremos posteriormente.

6.2.1. Normalización

Para observar los resultados del proceso de normalización, es necesario mostrar los resultados obtenidos en cada uno de los cortes axiales. En la figura 6.1 podemos observar cómo pasamos de dos imágenes en las que apenas se distinguen los contornos ni los distintos niveles de intensidad a dos imágenes en las que identificamos la zona fuera del campo de visibilidad, distintos niveles de gris y los contornos de distintas regiones anatómicas.

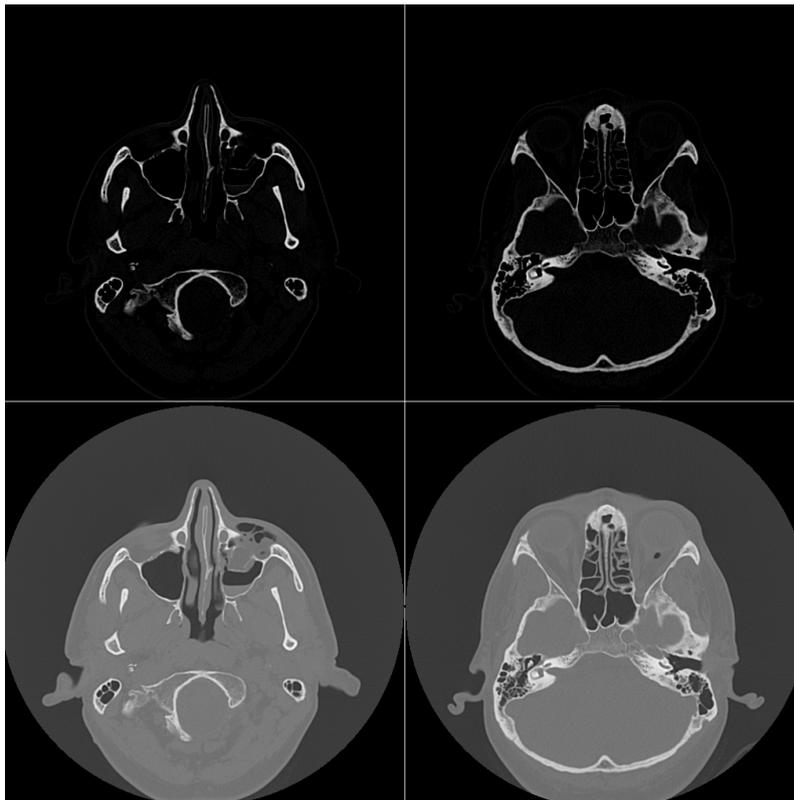


Figura 6.1: Proceso de Normalización. En la primera fila, dos cortes axiales sin procesar. En la segunda, las imágenes normalizadas.

6.2.2. Filtrado de Mediana

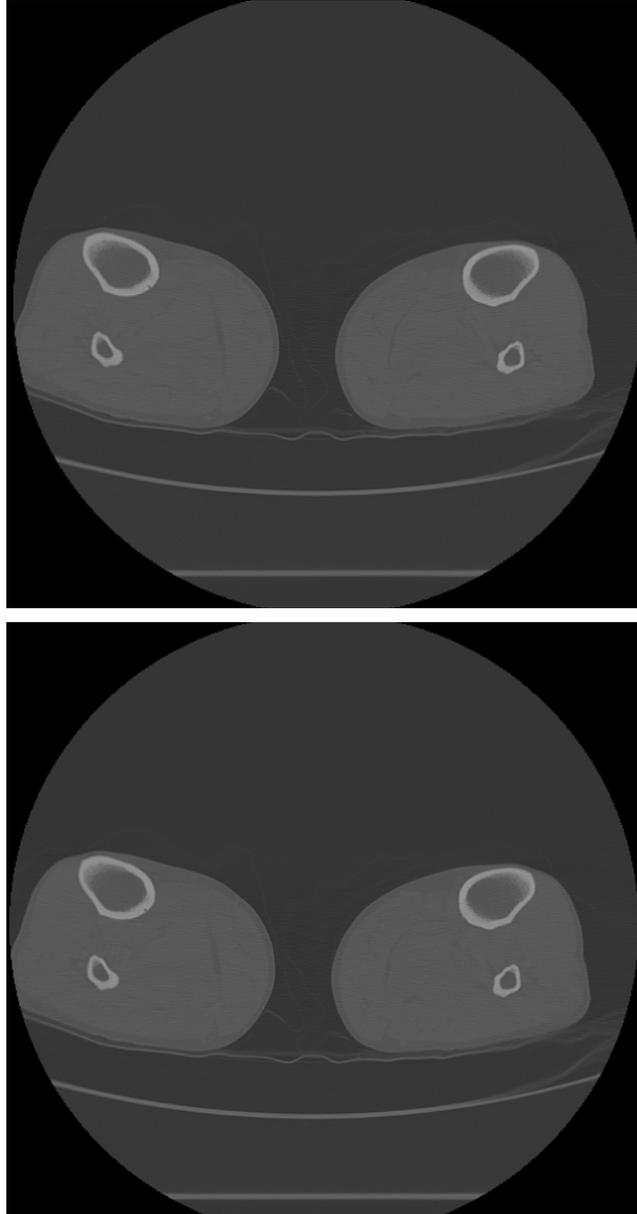


Figura 6.2: Filtrado de Mediana. En la primera fila, un corte axial únicamente normalizado. En la segunda, la imagen tras aplicarse el filtrado de Mediana. Podemos observar cómo se ha reducido el ruido al aumentar la homogeneidad local de la intensidad de los píxeles, sin que se vean modificados sustancialmente los contornos.

Como ya comentamos en la sección 5.2.2.2, este tipo de filtrado se utiliza para eliminar el ruido de adquisición de la imagen. Su utilización, como dijimos en la introducción de esta sección, responde a la necesidad de homogeneidad en los valores de intensidad de las regiones anatómicas, lo que facilita la segmentación de los distintos tejidos y además permite que la semilla escogida por el facultativo no sea un vóxel ruidoso, lo que daría lugar a un resultado indeseable.

En la figura 6.2 podemos observar los resultados de la aplicación del filtro de mediana. Se conservan sin modificaciones significativas los contornos de la imagen, los niveles de gris se homogeneizan de forma local y se elimina el ruido al convertir los vóxeles ruidosos en vóxeles cuyo valor de intensidad es la mediana de su vecindario tridimensional.

6.2.3. Enventanado Lineal

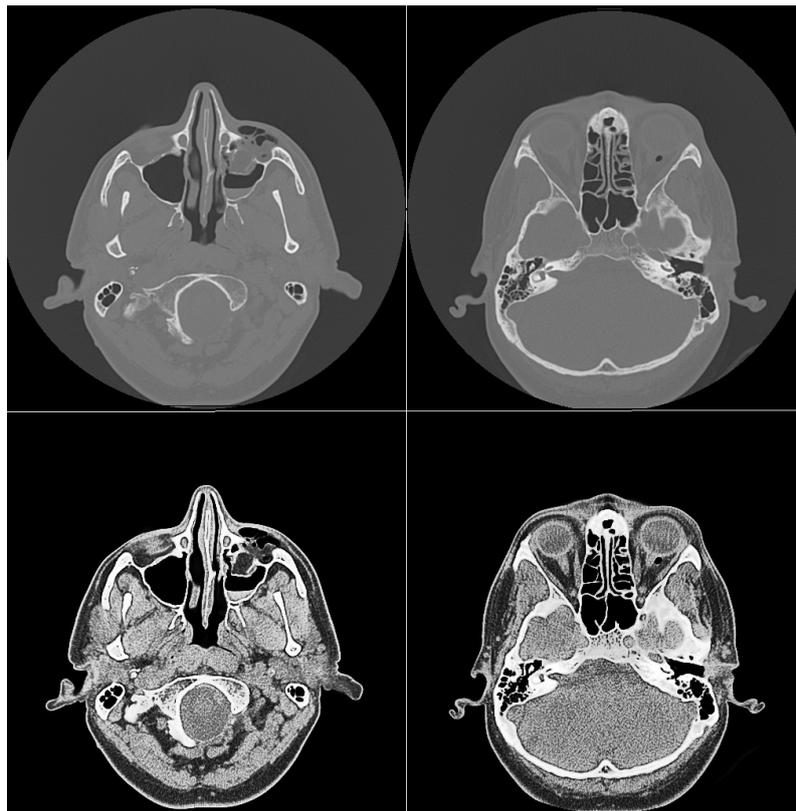


Figura 6.3: Proceso de Enventanado Lineal. En la primera fila, dos cortes axiales normalizados. En la segunda fila, los dos cortes axiales tras el proceso de enventanado lineal y expansión del histograma.

Tal y como comentábamos en la sección 5.2.2.3, el proceso de inventanado lineal y posterior expansión del histograma nos permite eliminar los elementos indeseables de la imagen y aumentar la resolución de la región de interés.

En la figura 6.3 podemos observar cómo eliminamos de la imagen, tras el inventanado lineal y la expansión automática del histograma, la zona correspondiente a aire de la escena, y cómo en las escenas procesadas podemos distinguir mucho más fácilmente los distintos tejidos que conforman la región anatómica craneal registrada en las imágenes.

6.2.4. Enventanado Sigmoidal

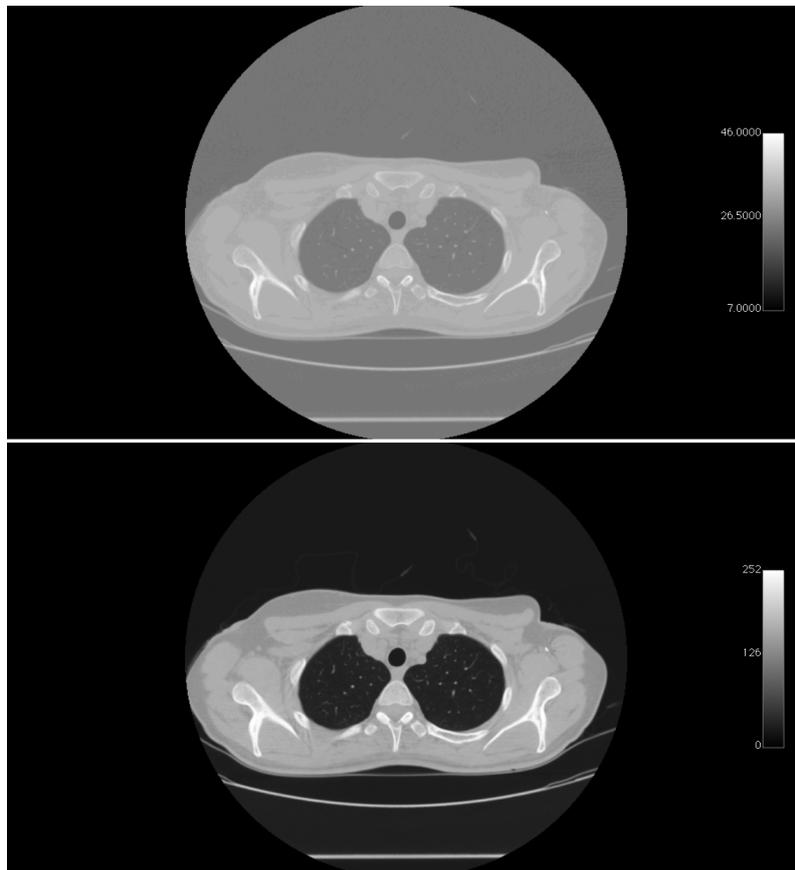


Figura 6.4: Proceso de Enventanado Sigmoidal. En la primera fila, un corte axial normalizado. En la segunda fila, tras el proceso de enventanado sigmoidal, con los parámetros adecuados para tejidos óseos y vasos con contraste.

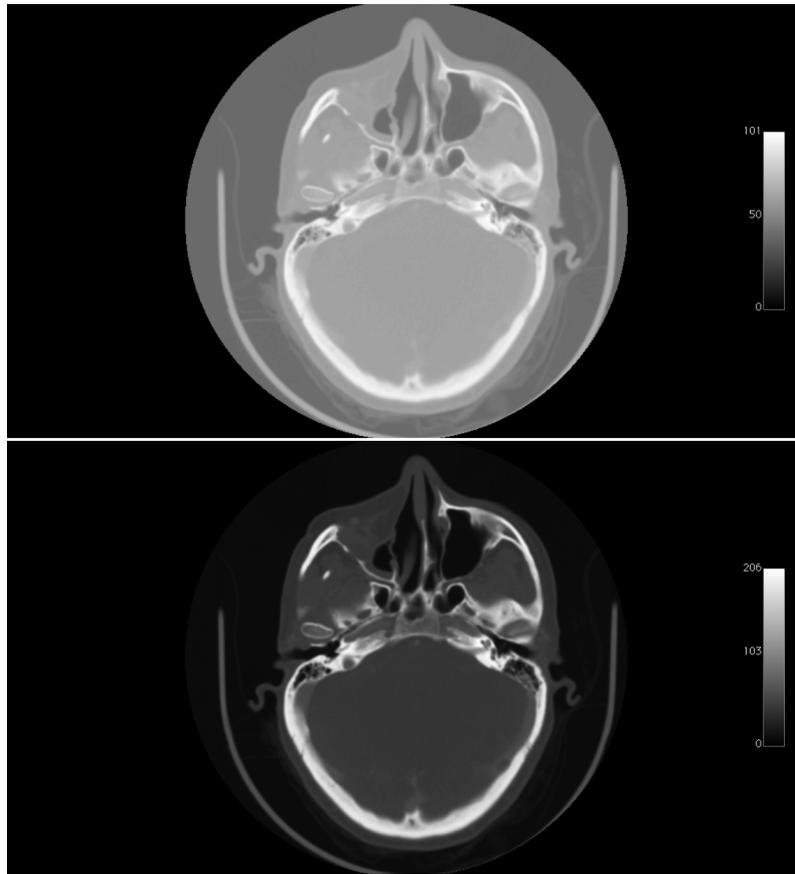


Figura 6.5: Proceso de Enventanado Sigmoidal. En la primera fila, un corte axial normalizado. En la segunda fila, tras el proceso de enventanado sigmoidal, con los parámetros adecuados para tejidos blandos.

El cometido principal de este tipo de filtrado es asegurarnos de que la segmentación posterior parte de las mejores condiciones iniciales. Así pues, la semilla dispuesta por el médico otorga al filtro la información necesaria para saber cuál es nuestra región de interés y, por tanto, distanciar de manera significativa los niveles de gris de la ROI con respecto del resto de elementos de la imagen, facilitando por tanto la consecución de una posterior y fructífera segmentación.

En la figura 6.4 podemos observar cómo el filtrado sigmoidal destaca, otorgándole un nivel de gris muy elevado, las zonas correspondientes a tejido óseo de la imagen. Asimismo en la figura 6.5 podemos observar cómo ahora la zona correspondiente a tejidos blandos se distancia notablemente en su nivel de gris, que adquiere un nivel cercano al cero, del resto de elementos de la imagen.

6.3. Resultados de la fase de Segmentación

6.3.1. Establecimiento definitivo de parámetros

Antes de acometer el proceso de segmentación de una manera definitiva, era necesario escoger los valores correctores del filtrado sigmoidal, así como los valores iniciales de los parámetros del crecimiento de regiones, para lo que realizamos una batería de pruebas de segmentación variando los distintos parámetros y para distintos tipos de tejidos, cuyos resultados cuantitativos y cualitativos mostramos a continuación. Del análisis de los mismos conseguimos extraer los parámetros fijos de la etapa de preprocesado e iniciadores del crecimiento automático de regiones, que permanecieron inalterables durante todo el período de validación.

Leyenda

- p_c : coeficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal.
- p_w : coeficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal.
- α_0 : factor de confianza inicial.
- $\Delta\alpha$: paso del factor de confianza.
- α_{opt} : factor de confianza óptimo.
- N_R : número de vóxeles pertenecientes a la región segmentada (kilovóxeles).
- Observación: evaluación de la adecuación de los resultados.

6.3.1.1. Relación de casos analizados

Segmentación de hígado

Tipo de tejido: tejido blando - órgano						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	2,7	1150	Hígado completo y algunas vísceras
0,08	1,0	1,0	0,1	2,3	735	Hígado completo y algunas vísceras
0,15	0,8	1,0	0,1	2,7	1150	Hígado completo y algunas vísceras
0,15	1,0	1,0	0,1	2,3	735	Hígado completo y algunas vísceras

Segmentación de esqueleto

Tipo de tejido: óseo						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,5	0,1	2,1	713	Segmentación perfecta
0,08	1,0	1,5	0,1	1,5	30000	Sobresegmenta
0,15	0,8	1,5	0,1	1,8	653	Segmentación ok
0,15	1,0	1,5	0,1	1,5	543	Segmentación ok

Segmentación de huesos de la mano

Tipo de tejido: óseo						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1,8	36	Segmenta varias falanges
0,08	1,0	1,0	0,1	2,8	35000	Sobresegmenta
0,15	0,8	1,0	0,1	1,6	5	Segmenta una falange
0,15	1,0	1,0	0,1	1,7	6	Segmenta una falange

Segmentación de grasa corporal

Tipo de tejido: grasa						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1,4	30	Infrasegmenta
0,08	1,0	1,0	0,1	2,6	2430	Segmentación ok
0,15	0,8	1,0	0,1	1,4	30	Sobresegmenta
0,15	1,0	1,0	0,1	2,6	2430	Segmentación ok

Segmentación de músculos

Tipo de tejido: muscular						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,5	0,1	1,5	1014	Infrasegmenta
0,08	1,0	1,5	0,1	1,8	2500	Segmentación ok
0,15	0,8	1,5	0,1	1,6	1470	Infrasegmenta
0,15	1,0	1,5	0,1	1,7	2060	Segmentación ok

Segmentación de tumor

Tipo de tejido: tejido blando-tumor						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1,4	1010	Sobresegmenta
0,08	1,0	1,0	0,1	1,0	44	Segmentación ok
0,15	0,8	1,0	0,1	1,0	44	Segmentación ok
0,15	1,0	1,0	0,1	1,0	44	Segmentación ok

Segmentación de vasos sanguíneos con contraste

Tipo de tejido: vascular						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,5	0,1	3	21	Segmentación ok
0,08	1,0	1,5	0,1	3	24	Segmentación ok
0,15	0,8	1,5	0,1	3	23	Segmentación ok
0,15	1,0	1,5	0,1	3	24	Segmentación ok

Segmentación de riñón

Tipo de tejido: blando-órgano						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	2,2	32	Segmentación ok
0,08	1,0	1,0	0,1	2,1	32	Segmentación ok
0,15	0,8	1,0	0,1	2,1	31	Segmentación ok
0,15	1,0	1,0	0,1	2,1	32	Segmentación ok

Segmentación de cerebro

Tipo de tejido: blando						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,5	0,1	1,5	615	Segmentación ok
0,08	1,0	1,5	0,1	1,6	898	Sobresegmenta
0,15	0,8	1,5	0,1	1,5	615	Segmentación ok
0,15	1,0	1,5	0,1	1,5	615	Segmentación ok

Segmentación de cráneo

Tipo de tejido: óseo						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,3	0,1	1,5	1267	Segmentación ok
0,08	1,0	1,3	0,1	1,3	23518	Sobresegmenta
0,15	0,8	1,3	0,1	1,3	706	Segmentación ok
0,15	1,0	1,3	0,1	1,3	7714	Sobresegmenta

Segmentación de bazo

Tipo de tejido: blando-órgano						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	2,1	97	Segmentación bazo y vísceras
0,08	1,0	1,0	0,1	2,1	94	Segmentación bazo y vísceras
0,15	0,8	1,0	0,1	2,1	95	Segmentación bazo y vísceras
0,15	1,0	1,0	0,1	2,1	93	Segmentación bazo y vísceras

Segmentación de grasa corporal

Tipo de tejido: grasa						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1	1836	Segmentación ok
0,08	1,0	1,0	0,1	1,1	2059	Segmentación ok
0,15	0,8	1,0	0,1	1	1837	Segmentación ok
0,15	1,0	1,0	0,1	1,1	2060	Segmentación ok

Segmentación de pelvis

Tipo de tejido: óseo						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1,6	265	Segmentación ok
0,08	1,0	1,0	0,1	1,1	102	Infrasegmenta
0,15	0,8	1,0	0,1	1,3	150	Segmentación ok
0,15	1,0	1,0	0,1	1	19	Infrasegmenta

Segmentación de músculo de la mano

Tipo de tejido: muscular						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,5	0,1	3	2150	Sobresegmenta
0,08	1,0	1,5	0,1	2,1	1579	Segmentación ok
0,15	0,8	1,5	0,1	2,5	1910	Sobresegmenta
0,15	1,0	1,5	0,1	2,1	1565	Segmentación ok

Segmentación de pulmones

Tipo de tejido: blando-aire						
Sigmoide		Segmentación			Resultados	
p_w	p_c	α_0	$\Delta\alpha$	α_{opt}	N_R	Observación
0,08	0,8	1,0	0,1	1,1	39	Infrasegmenta
0,08	1,0	1,0	0,1	2,4	459	Segmenta un pulmón
0,15	0,8	1,0	0,1	2,8	1016	Segmenta dos pulmones
0,15	1,0	1,0	0,1	2,5	455	Segmenta un pulmón

6.3.1.2. Elección de parámetros

A la vista de los resultados, extraemos las siguientes conclusiones, reflejadas en la tabla 6.3.1.2:

Sigmoide		Casos Positivos Tipo A	Casos Positivos Tipo B
0,08	0,8	100 %	10 %
0,08	1,0	20 %	60 %
0,15	0,8	60 %	20 %
0,15	1,0	20 %	100 %

Cuadro 6.1: Evaluación de resultados.

Por tanto, para los Tejidos Tipo A, a saber, tejido óseo y vasos con contraste, los parámetros del filtrado sigmoide serán $p_w = 0,08$ y $p_c = 0,8$, puesto que esta elección conduce siempre a resultados aceptables.

Para los Tejidos Tipo B, a saber, tejidos blandos, órganos, músculo, grasa y tumores, los parámetros del filtrado sigmoide serán $p_w = 0,15$ y $p_c = 1,0$, puesto que esta elección conduce siempre a resultados aceptables.

En todos los casos el paso de confianza valdrá 0,1, porque una disminución del mismo ralentizaría irremediablemente la ejecución del algoritmo sin una contrapartida significativa en la calidad de los resultados. Además, α_0

debe valer 1,5, ya que la elección de este valor deja a un lado un mínimo de casos que convergen por debajo de 1,5 y, en cambio, acelera la ejecución (al reducir iteraciones) en la inmensa mayoría de los casos analizados.

6.3.2. Colección de casos para validación del algoritmo

A continuación mostramos los resultados obtenidos en una colección de catorce casos escogidos para validar el algoritmo de segmentación de imágenes médicas en tres dimensiones, basado en crecimiento de regiones y optimización de contraste. Con los dos casos incluidos en la siguiente sección, más las diversas pruebas realizadas para fijar los parámetros iniciales, constituye una batería de verificación más que suficiente para la evaluación de los resultados.

6.3.2.1. Segmentación de columna vertebral y costillas en imágenes correspondientes a un tórax con implante de mama

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 125 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a una paciente anónima en la zona del tórax. Algunos de los cortes incluyen destellos derivados de la reflexión de la radiación aplicada en un implante mamario, con un nivel de gris muy similar al del hueso, por lo que, a efectos de análisis de imagen, pudiera parecer que el implante y las costillas de la paciente estuvieran unidos.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (259, 336, 113).
- **Coficiente de confianza:** 1,9.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 4.

Resultados finales

En la imagen 6.6 podemos observar cómo, tal y como comentábamos al principio de la sección, el algoritmo considera que la prótesis mamaria forma parte del tejido óseo correctamente segmentado, debido a que las reflexiones de la radiación en la prótesis generan vóxeles conexos al resto con niveles de intensidad muy similares.

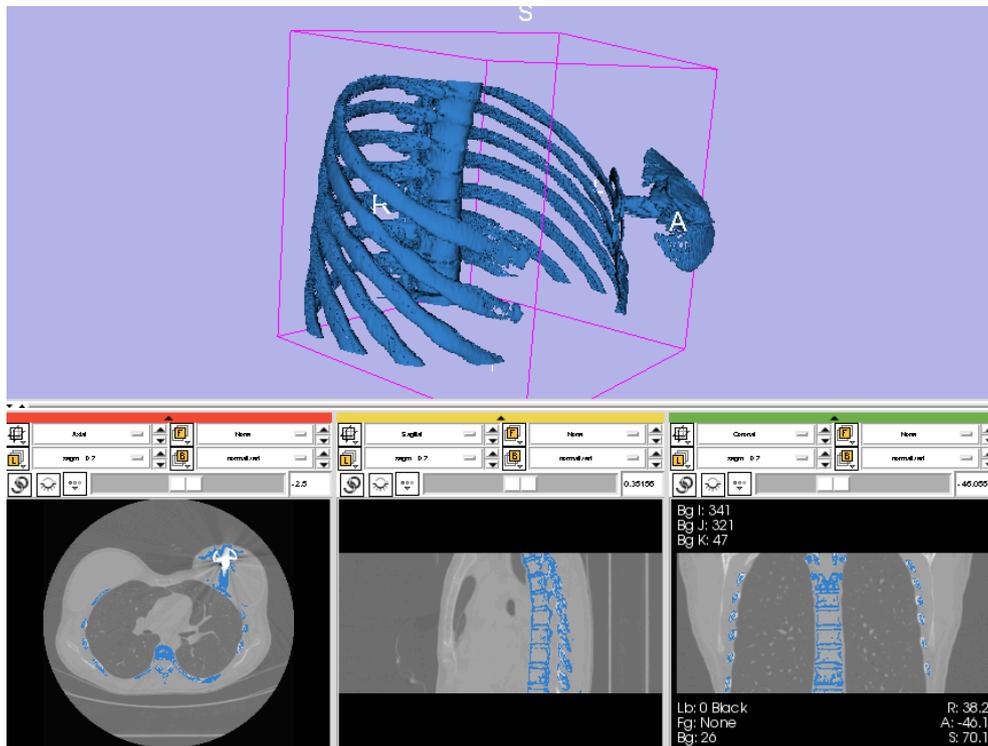


Figura 6.6: Resultado de la segmentación (caso 1).

6.3.2.2. Segmentación de pulmones en imágenes correspondientes a un tórax con implante de mama

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 125 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a una paciente anónima en la zona del tórax. Algunos de los cortes incluyen destellos derivados de la reflexión de la radiación aplicada en un implante mamario, con un nivel de gris muy similar al del hueso, por lo que, a efectos de análisis de imagen, pudiera parecer que el implante y las costillas de la paciente estuvieran unidos.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (210, 265, 99).
- **Coefficiente de confianza:** 1,7.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.

- Coeficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal: 1,0.
- Número de iteraciones: 2.

Resultados finales

En la imagen 6.7 podemos observar que el resultado se ajusta de forma muy exacta a los volúmenes segmentados que cabría esperar al observar las imágenes originales.

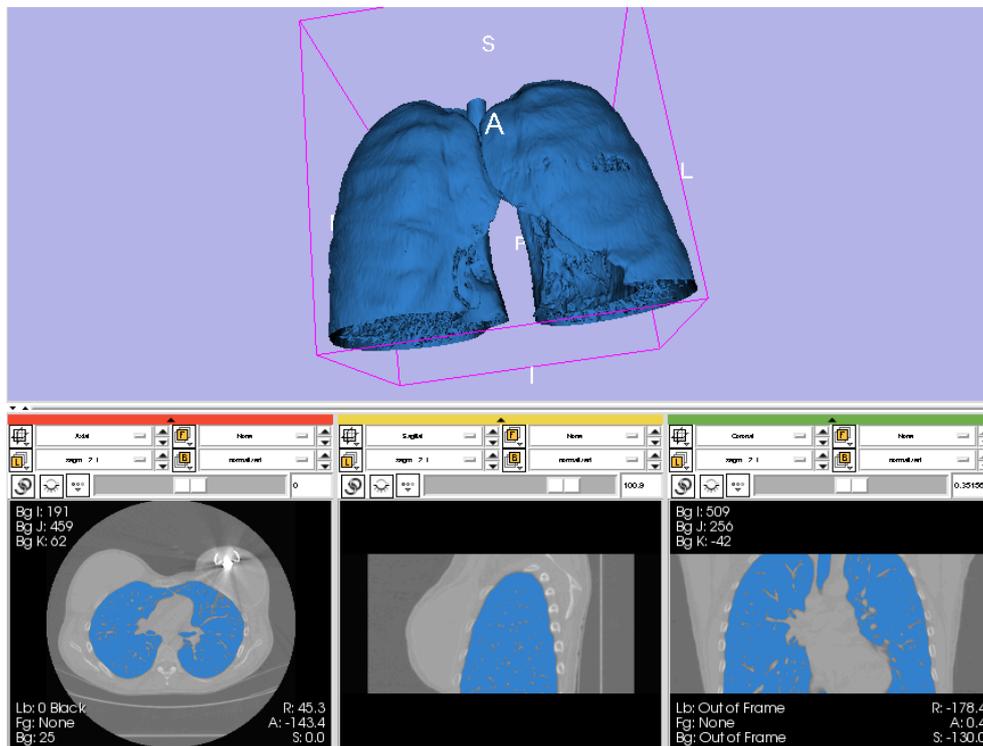


Figura 6.7: Resultado de la segmentación (caso 2).

6.3.2.3. Segmentación de cráneo en imágenes correspondientes a la cabeza de un niño pequeño con diversas malformaciones

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 361 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un niño pequeño en la zona de la cabeza. Algunos de los cortes incluyen destellos derivados de la reflexión de la radiación aplicada en placas metálicas que el paciente tiene en el cráneo, con un nivel de gris muy similar al del hueso.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (318, 326, 186).
- **Coefficiente de confianza:** 1,7.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 2.

Resultados finales

En la imagen 6.8 podemos observar que el resultado es verdaderamente bueno y el algoritmo ha obtenido el cráneo del paciente de una forma fiel.

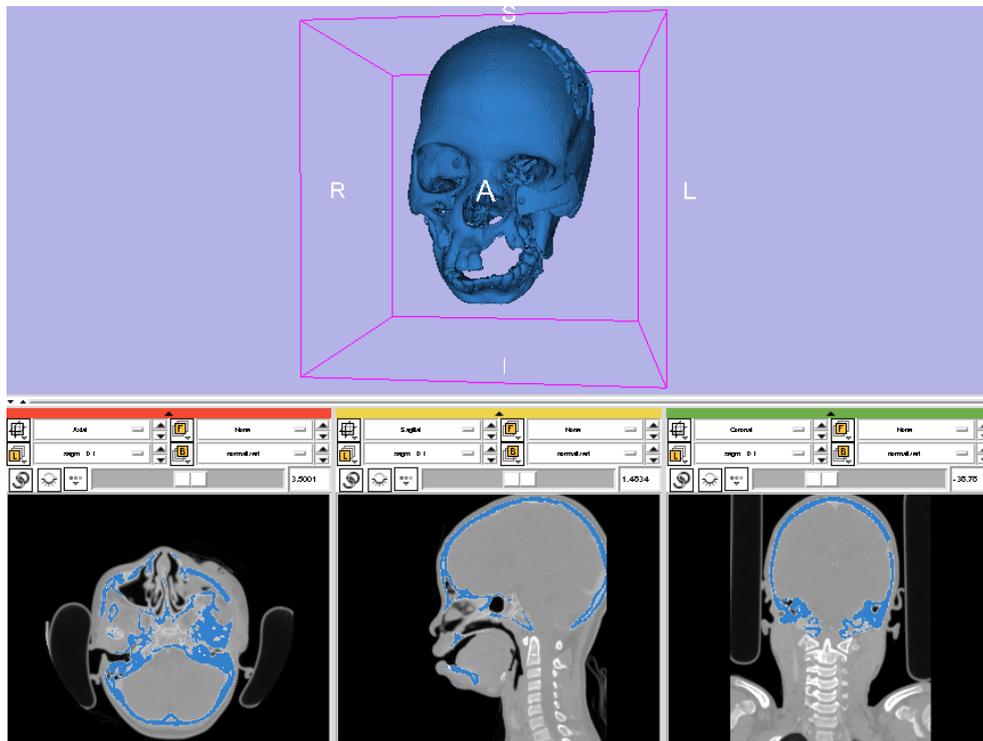


Figura 6.8: Resultado de la segmentación (caso 3).

6.3.2.4. Segmentación de cerebro en imágenes correspondientes a la cabeza de un niño pequeño con diversas malformaciones

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 361 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un niño pequeño en la zona de la cabeza. Algunos de los cortes incluyen destellos derivados de la reflexión de la radiación aplicada en placas metálicas dispuestas en diversas partes del cráneo.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (215, 294, 300).
- **Coefficiente de confianza:** 1,8.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.

- Coeficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal: 1,0.
- Número de iteraciones: 3.

Resultados finales

En la imagen 6.9 podemos observar cómo la condición de contraste máximo puede alcanzarse antes de lo necesario en tejidos blandos rugosos tales como el de la materia gris.

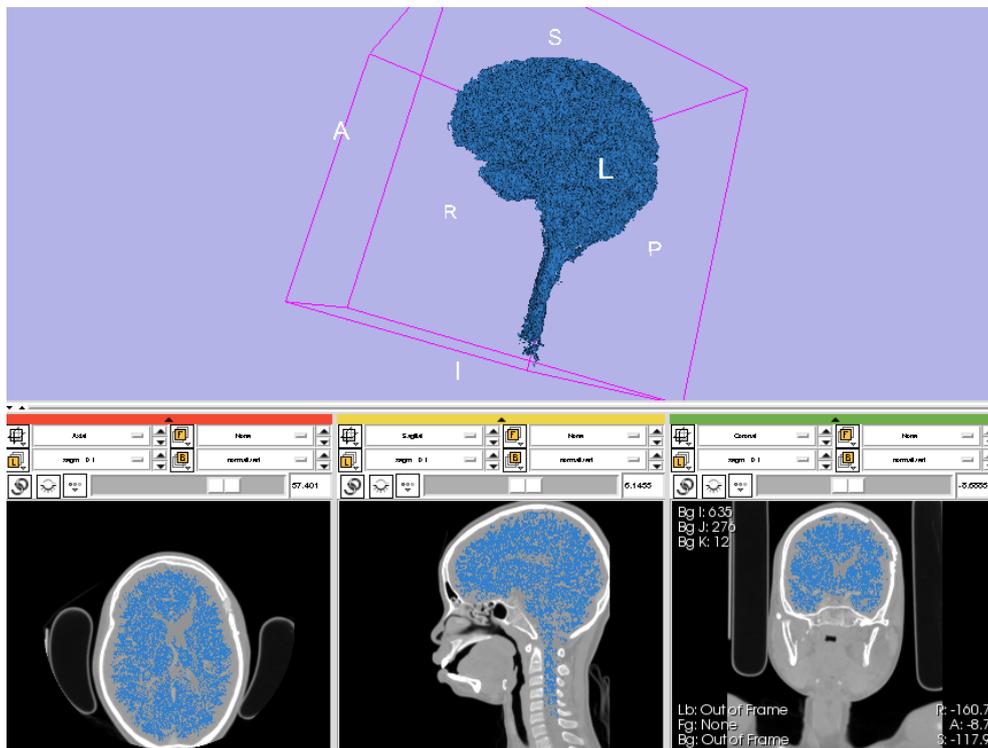


Figura 6.9: Resultado de la segmentación (caso 4).

6.3.2.5. Segmentación de pelvis en imágenes correspondientes a las extremidades inferiores de un paciente anónimo

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 100 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada en la zona pélvica de un paciente anónimo.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (181, 267, 99).
- **Coefficiente de confianza:** 2,0.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 5.

Resultados finales

En la imagen 6.10 podemos observar que el resultado es verdaderamente bueno y el algoritmo ha obtenido la pelvis del paciente de una forma fiel.

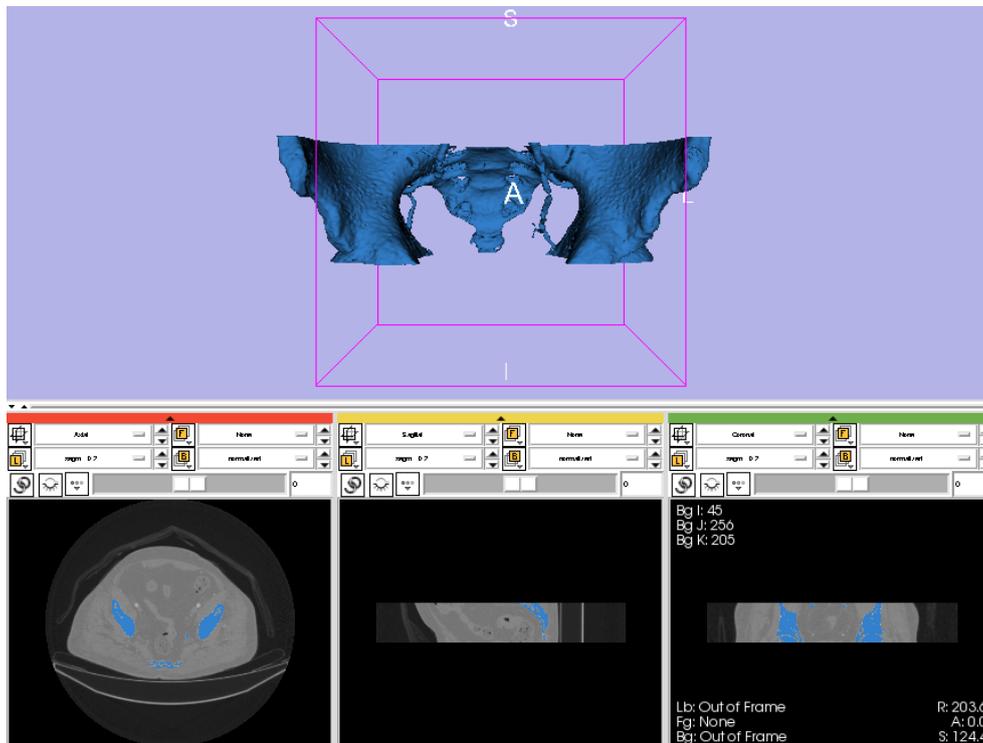


Figura 6.10: Resultado de la segmentación (caso 5).

6.3.2.6. Segmentación de corazón con contraste en imágenes correspondientes al tórax de un paciente anónimo

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 150 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada en el tórax de un paciente anónimo, al que previamente se había inyectado cierta dosis de isótopos radiactivos.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (218, 215, 55).
- **Coefficiente de confianza:** 1,9.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.

- Número de iteraciones: 4.

Resultados finales

En la imagen 6.11 podemos observar cómo la presencia del contraste en este caso permita determinar el estado de las aurículas y ventrículos, pero impide que la segmentación sea limpia y nos permita segmentar el órgano completo.

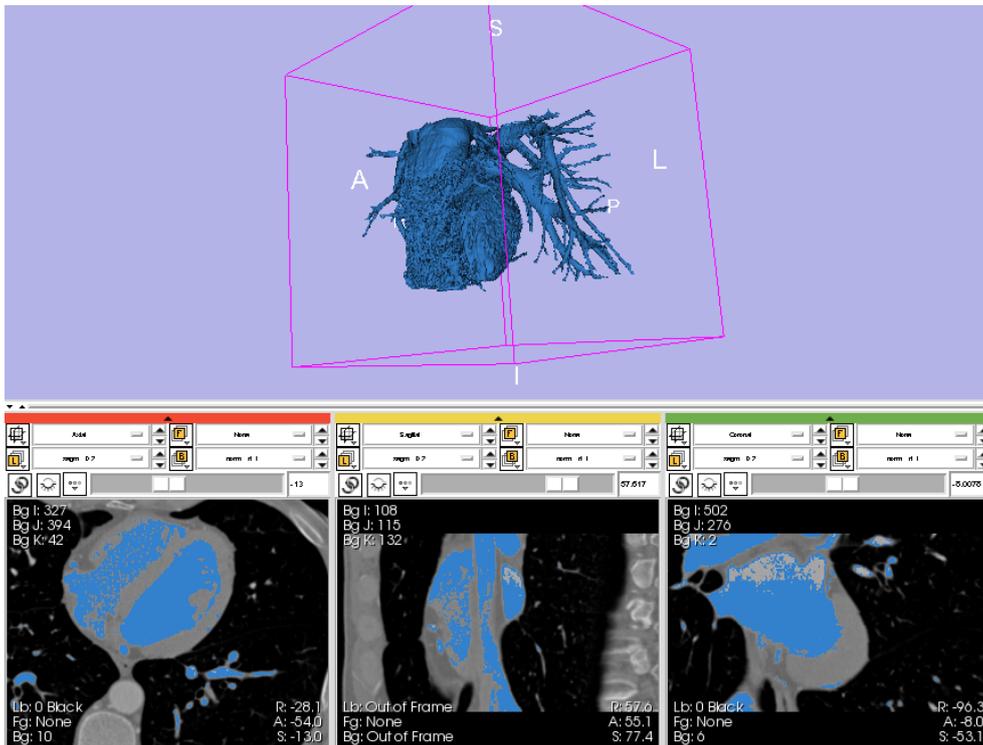


Figura 6.11: Resultado de la segmentación (caso 6).

6.3.2.7. Segmentación de riñón en imágenes correspondientes al vientre de un paciente anónimo

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 150 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada en la zona abdominal de un paciente anónimo.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (354, 234, 53).
- **Coefficiente de confianza:** 2,3.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 1,0.
- **Número de iteraciones:** 8.

Resultados finales

En la imagen 6.12 podemos observar que el resultado es verdaderamente bueno y el algoritmo ha obtenido el riñón del paciente de una forma fiel.

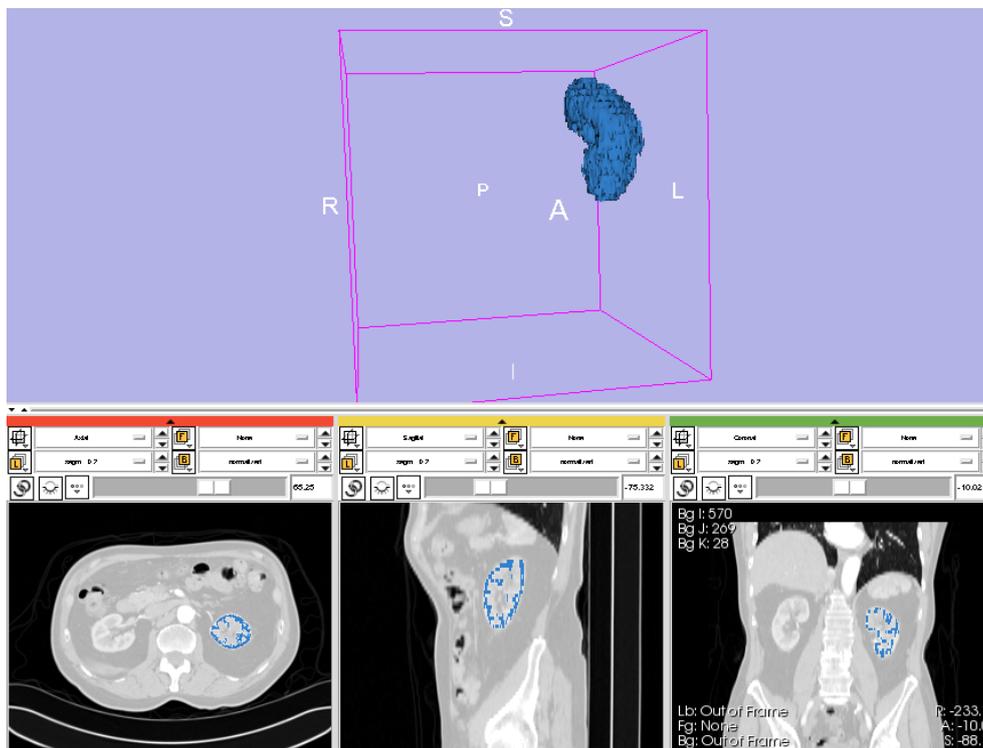


Figura 6.12: Resultado de la segmentación (caso 7).

6.3.2.8. Segmentación de corazón sin contraste en imágenes correspondientes al tórax de un paciente anónimo

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 308 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada en el tórax de un paciente anónimo.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (241, 171, 200).
- **Coficiente de confianza:** 2,4.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.
- **Coficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 1,0.
- **Número de iteraciones:** 9.

Resultados finales

En la imagen 6.13 podemos observar cómo los resultados reflejan fielmente la anatomía del corazón del paciente, así como las diversas venas y arterias que componen el sistema circulatorio.

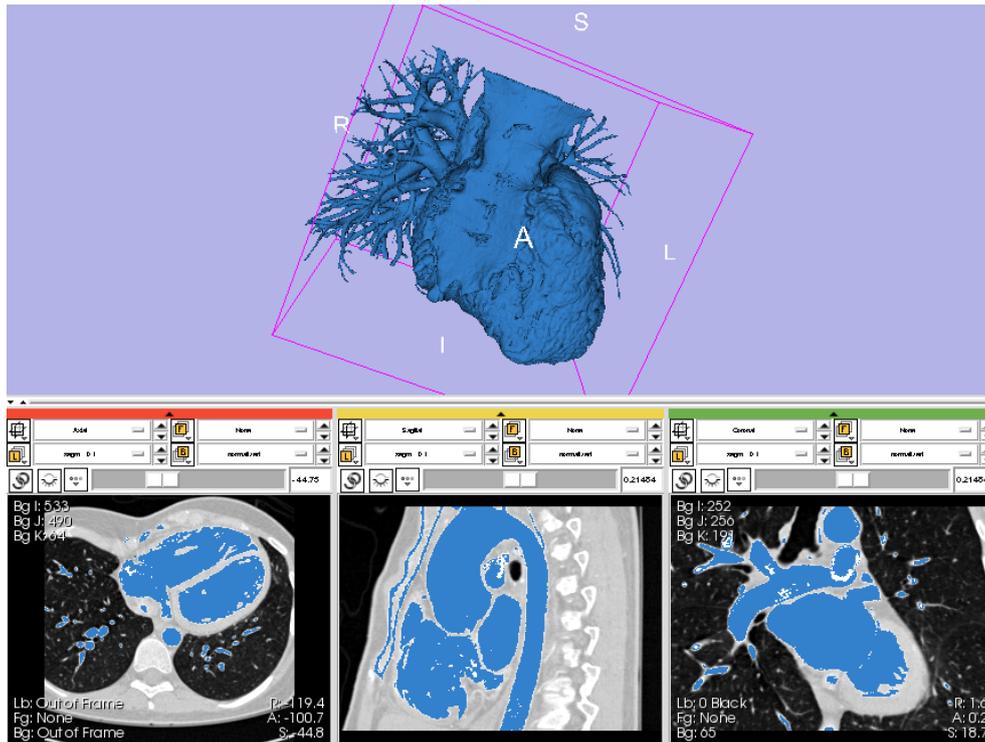


Figura 6.13: Resultado de la segmentación (caso 8).

6.3.2.9. Segmentación de grasa en imágenes correspondientes a la región pélvica

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 280 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en la zona superior de las extremidades inferiores.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (331, 212, 180).
- **Coefficiente de confianza:** 2,1.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 1,0.
- **Número de iteraciones:** 6.

Resultados finales

En la imagen 6.14 podemos observar el resultado de la segmentación de grasa en la zona subabdominal y pélvica de un paciente anónimo. Destaca, como ya hemos comentado en otras ocasiones, la inhomogeneidad del resultado al tratarse de un tejido sumamente rugoso.

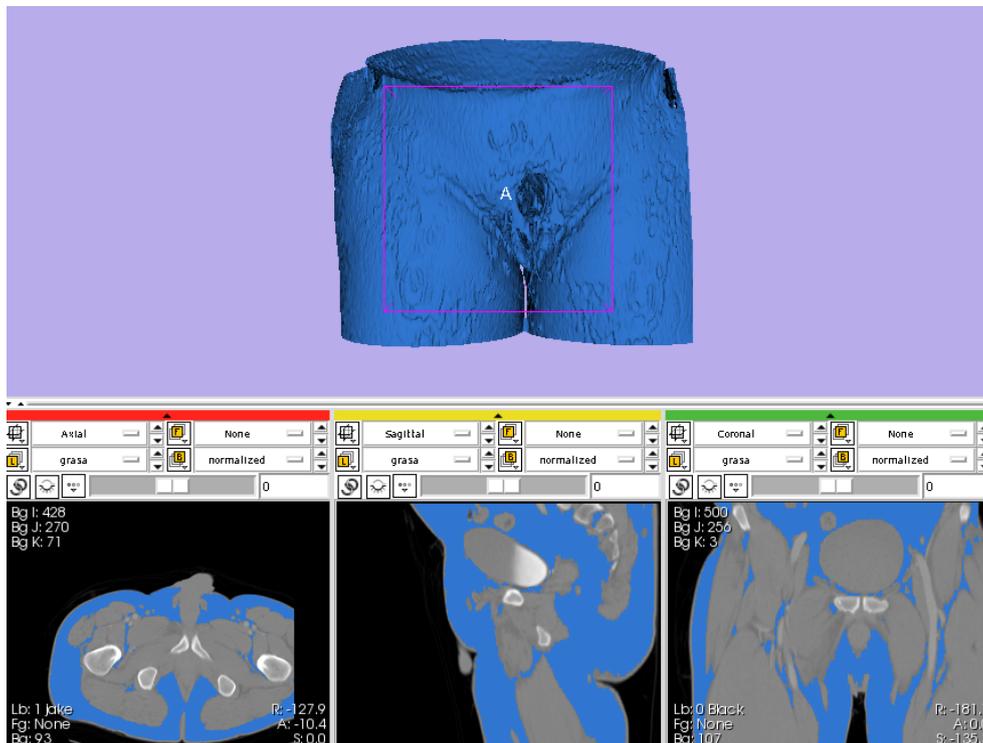


Figura 6.14: Resultado de la segmentación (caso 9).

6.3.2.10. Segmentación de tejido óseo en tronco y pelvis

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 120 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en las zonas correspondientes al tronco y pelvis.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (201, 192, 64).
- **Coficiente de confianza:** 1,7.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 2.

Resultados finales

En la imagen 6.15 podemos observar el resultado de la segmentación de hueso en la zona troncal y pélvica de un paciente anónimo. Destaca es aspecto escalonado de los vóxeles, debido al limitado número de cortes para una extensión corporal tan amplia.

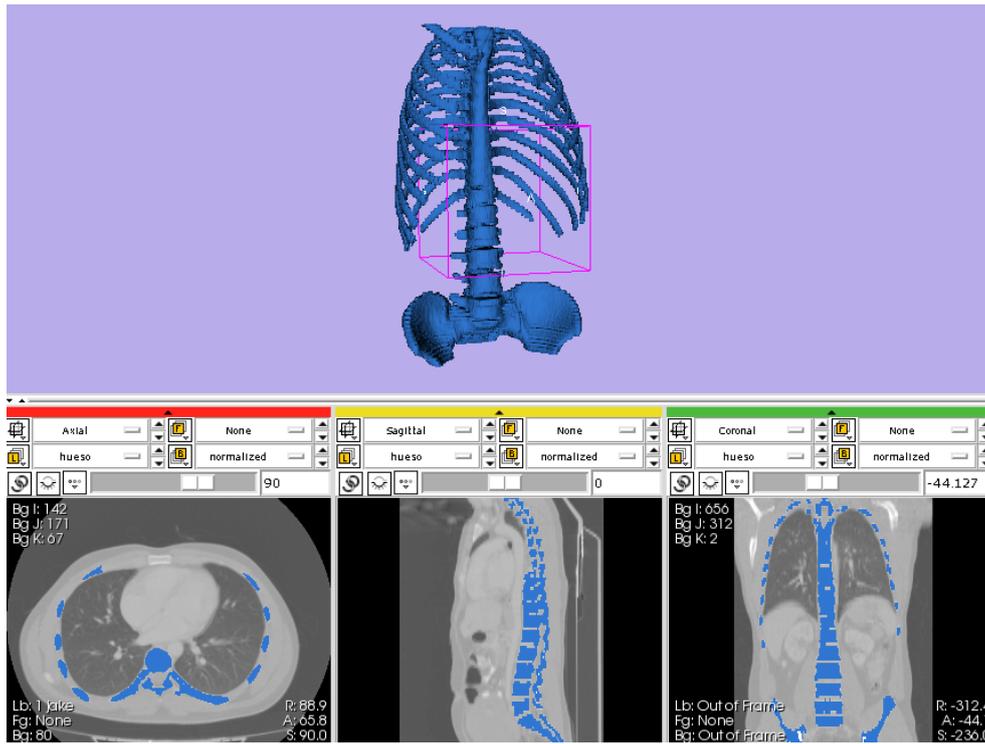


Figura 6.15: Resultado de la segmentación (caso 10).

6.3.2.11. Segmentación de músculo en imágenes correspondientes a la región pélvica

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 280 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en la zona superior de las extremidades inferiores.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (95, 125, 202).
- **Coefficiente de confianza:** 2,0.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 1,0.
- **Número de iteraciones:** 5.

Resultados finales

En la imagen 6.16 podemos observar el resultado de la segmentación de músculo en la zona subabdominal y pélvica de un paciente anónimo. Destaca, como ya hemos comentado en otras ocasiones, la inhomogeneidad del resultado al tratarse de un tejido sumamente rugoso. Destaca además la aparición de los genitales del paciente, dado que el tumor ubicado en la vejiga del mismo conecta irremediamente músculo y órganos genitales, por lo que es inevitable que se segmenten también dichos órganos.

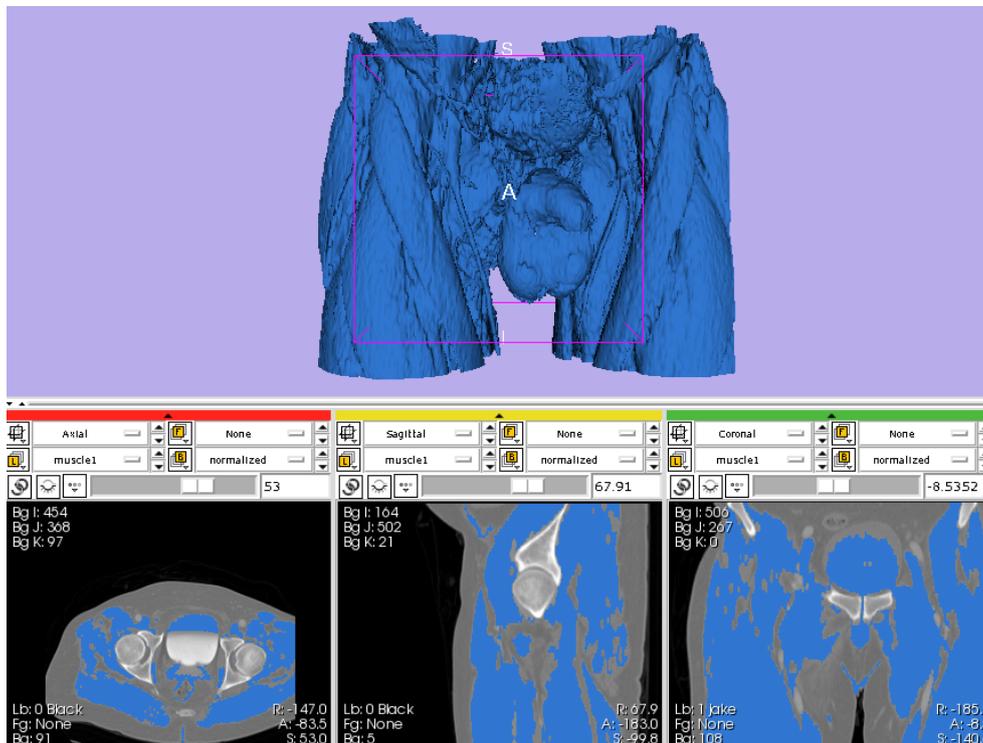


Figura 6.16: Resultado de la segmentación (caso 11).

6.3.2.12. Segmentación de vasos sanguíneos en imágenes correspondientes a la región pélvica

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 170 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en la zona superior de las extremidades inferiores.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (112, 204, 123).
- **Coficiente de confianza:** 1,7.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 2.

Resultados finales

En la imagen 6.17 podemos observar el resultado de la segmentación de vasos sanguíneos en la zona subabdominal y pélvica de un paciente anónimo. Destaca, como ya hemos comentado en otras ocasiones, la utilización de los mismos parámetros que los utilizados para segmentar hueso, ya que el contraste aplicado al paciente le otorga a los vasos sanguíneos niveles de intensidad muy parecidos a los del tejido óseo.

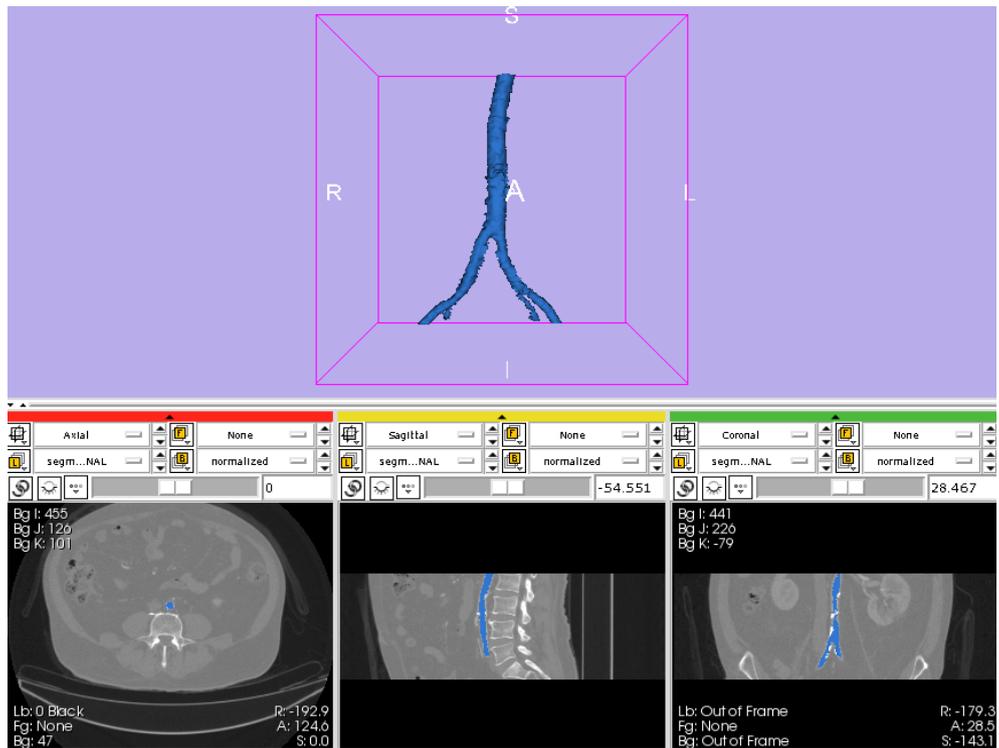


Figura 6.17: Resultado de la segmentación (caso 12).

6.3.2.13. Segmentación de pelvis y fémur en imágenes correspondientes a la región pélvica

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 280 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en la zona superior de las extremidades inferiores.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (92, 227, 7).
- **Coefficiente de confianza:** 1,8.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coefficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,08.
- **Coefficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 0,8.
- **Número de iteraciones:** 3.

Resultados finales

En la imagen 6.18 podemos observar el resultado de la segmentación de hueso en la zona subabdominal y pélvica de un paciente anónimo.

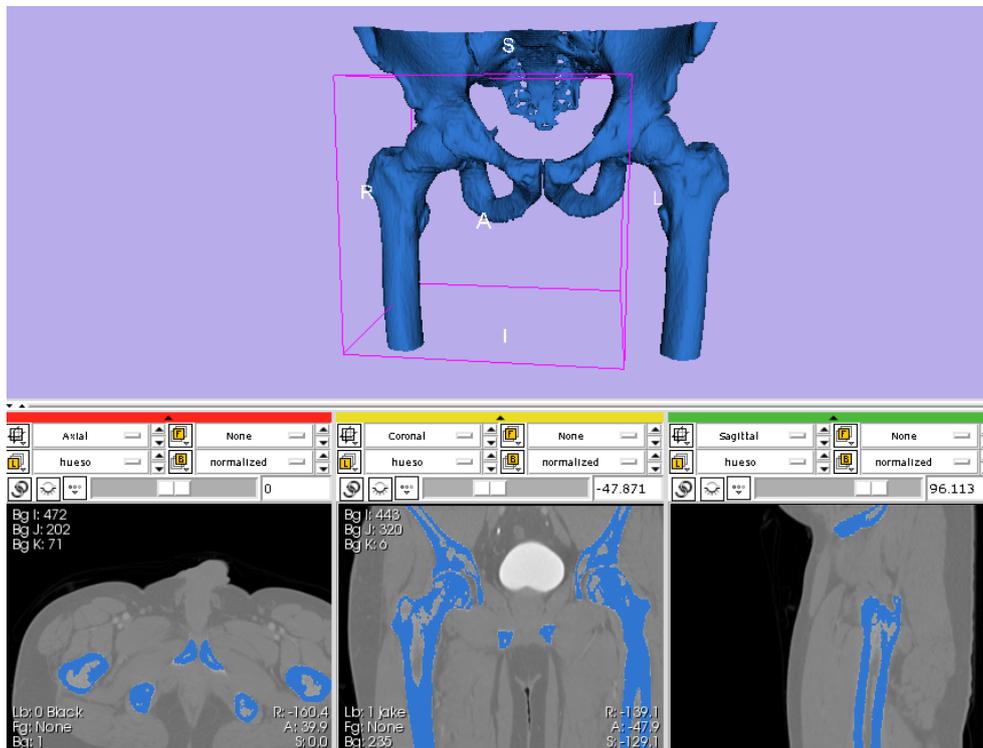


Figura 6.18: Resultado de la segmentación (caso 13).

6.3.2.14. Segmentación de tumor de vejiga en imágenes correspondientes a la región pélvica

Descripción de las imágenes

Este caso está formado por 280 cortes axiales CT almacenados en los correspondientes ficheros DICOM. Se corresponden con la imagen CT tomada a un paciente anónimo en la zona superior de las extremidades inferiores.

Parámetros iniciales y número de iteraciones

- **Coordenadas de la semilla:** (201, 311, 142).
- **Coficiente de confianza:** 2,7.
- **Paso de confianza:** 0,1.
- **Coficiente de corrección del ancho de la ventana sigmoidal:** 0,15.
- **Coficiente de corrección del centro de la ventana sigmoidal:** 1,0.
- **Número de iteraciones:** 12.

Resultados finales

En la imagen 6.19 podemos observar el resultado de la segmentación de un tumor en la vejiga, en la zona subabdominal y pélvica de un paciente anónimo. Destaca, como ya hemos comentado en otras ocasiones, la inhomogeneidad del resultado al tratarse de un tejido sumamente rugoso.

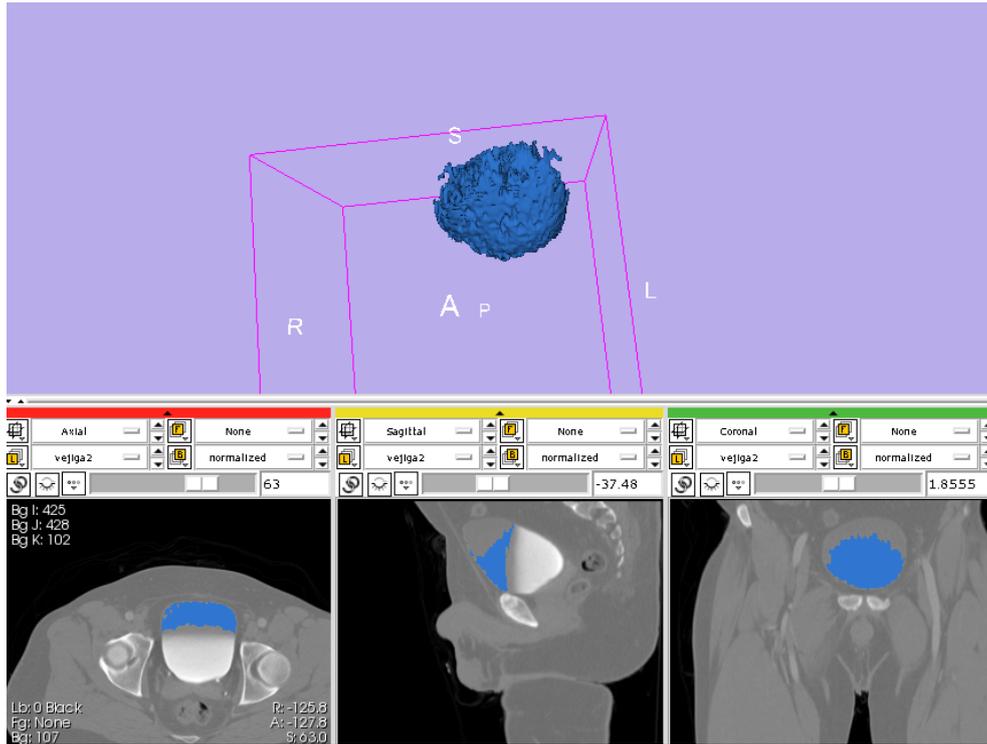


Figura 6.19: Resultado de la segmentación (caso 14).

6.4. Resultados de la fase de Postprocesado

El objeto de la fase de postprocesado, como ya señaláramos en la sección 5.2.5, es armonizar la visualización de la segmentación de tejidos tridimensionales cuya naturaleza es inherentemente rugosa y por tanto es muy difícil conseguir sin esta fase una imagen que no dé sensación de inconexión entre los distintos vóxeles pertenecientes a la región segmentada. Éste es el caso, sobre todo, de la grasa y del tejido muscular.

A continuación, en las imágenes 6.20, 6.21, 6.22 y 6.23, contraponemos los resultados de la segmentación de grasa y músculo, respectivamente, sin postprocesado y con postprocesado. Puede observarse cómo la fase de postprocesado logra mostrar unos resultados más homogéneos y armonizados, que nos dan una idea más cercana a la realidad anatómica del tejido graso y del tejido muscular.

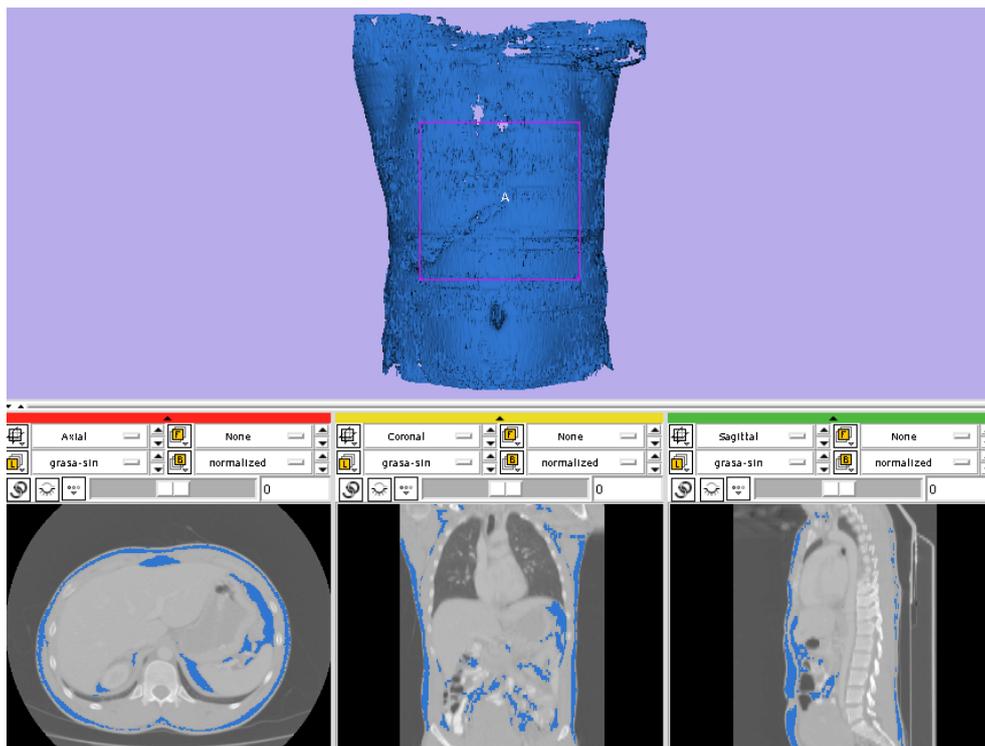


Figura 6.20: Imagen 3D resultado de segmentar la grasa del tronco de un paciente anónimo, previa al postprocesado.

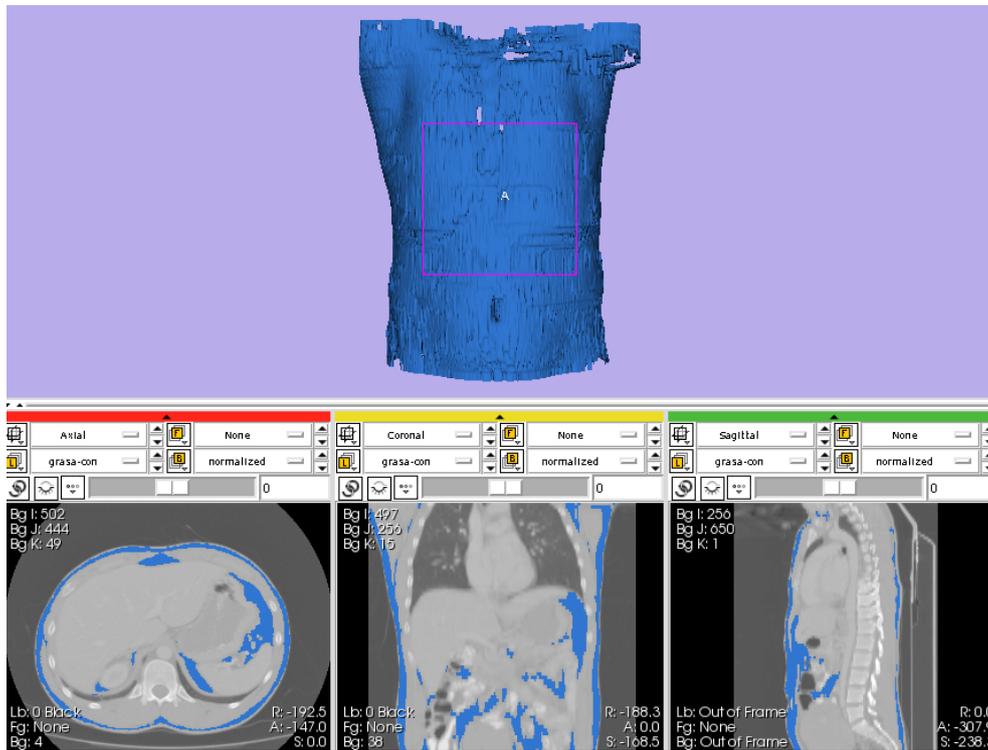


Figura 6.21: Imagen 3D resultado de segmentar la grasa del tronco de un paciente anónimo, tras la fase de postprocesado.

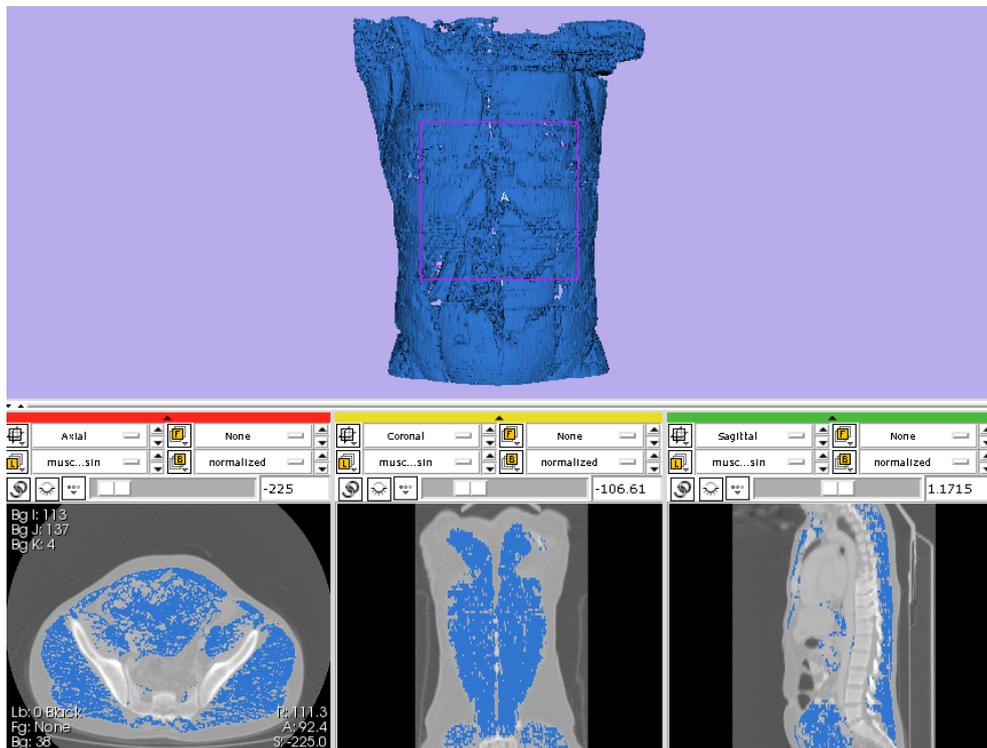


Figura 6.22: Imagen 3D resultado de segmentar el músculo del tronco de un paciente anónimo, previa la fase de postprocesado.

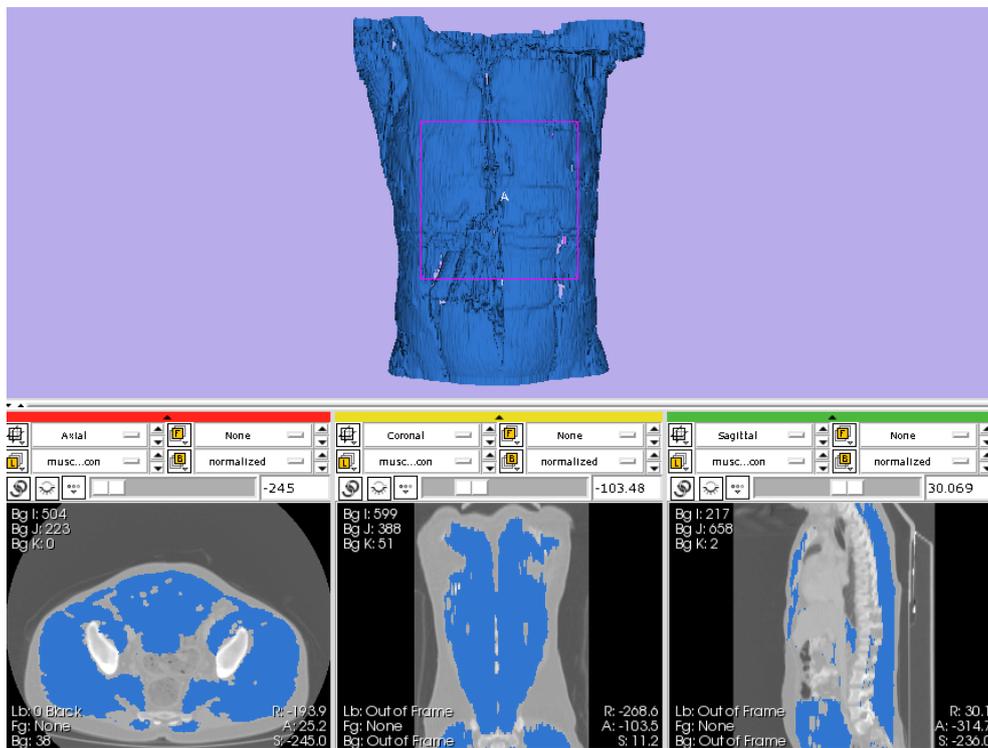


Figura 6.23: Imagen 3D resultado de segmentar el músculo del tronco de un paciente anónimo, tras la fase de postprocesado.

6.5. Resultados de la Caracterización de Imágenes

Para comprobar la validez de la metodología propuesta en la sección 5.3.3, hemos realizado pruebas sobre diez estructuras óseas, a saber, dos tibias, dos peronés, y seis fémures. Estas estructuras óseas son imágenes de etiquetas tridimensionales obtenidas tras un proceso de segmentación, de manera que en cada imagen sólo aparece el tejido óseo correspondiente a la estructura analizada.

En primer lugar, y sirvan de ejemplo las figuras 6.24 y 6.25, sometimos a las imágenes originales al proceso de normalización de forma desarrollado en el apartado anterior, consistente en la obtención de los ejes principales y en una posterior transformación rígida. Podemos observar cómo la imagen original, en color azul, no está igualmente alineada en todas sus vistas, mientras que la imagen tras la transformación de registro, en color rojo, sí está igualmente alineada en todas sus vistas con respecto al sistema de referencia escogido, esto es, el sistema de representación canónico.

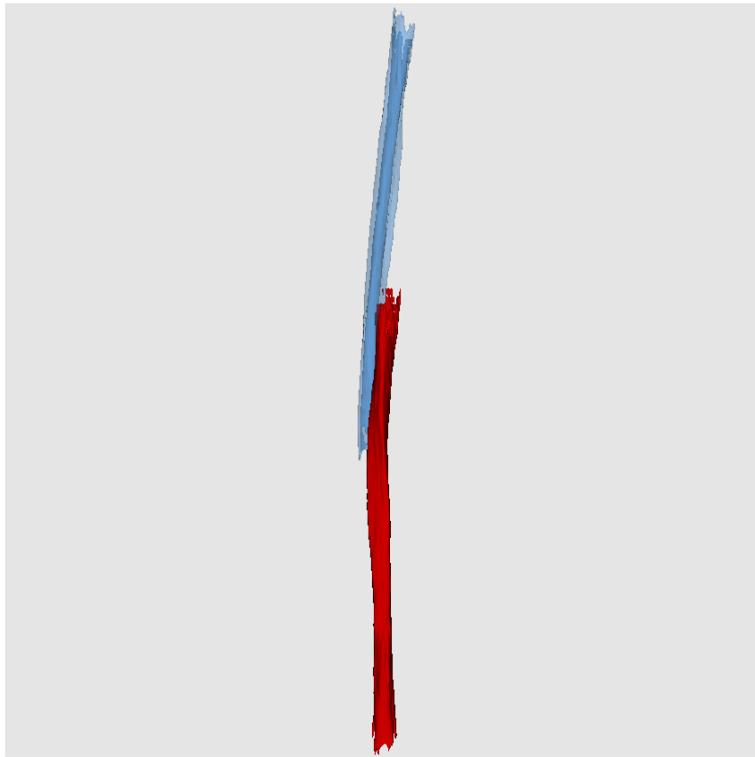


Figura 6.24: En color azul, la imagen original. En color rojo, la estructura ósea tras la transformación rígida efectuada. Se puede observar claramente cómo ésta ha sido trasladada y rotada con respecto a la imagen original.

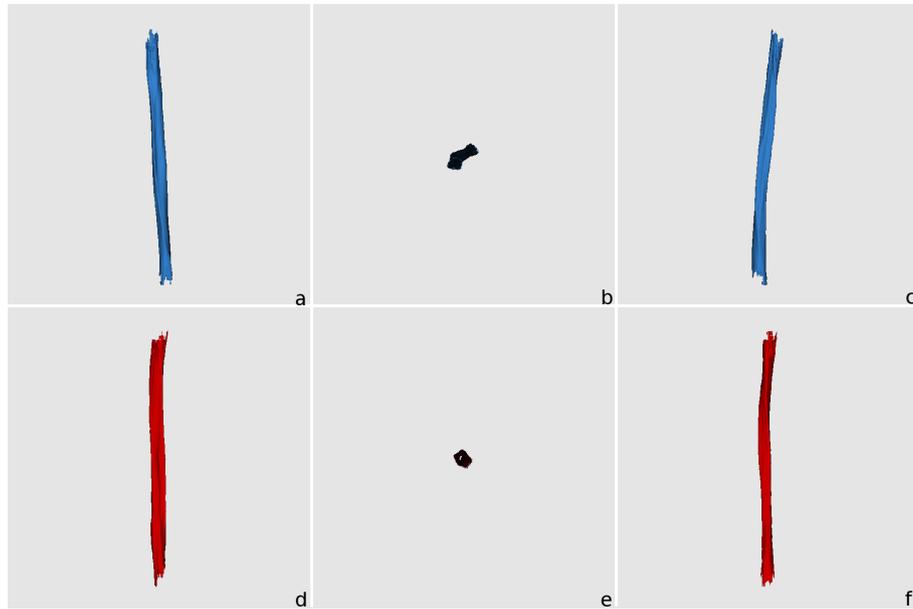


Figura 6.25: (a) Vista sagital (b) Vista axial (c) Vista coronal de la estructura ósea original. (d) Vista sagital (e) Vista axial (f) Vista coronal de la estructura ósea modificada. Puede observarse cómo tras la transformación la estructura ósea se ha alineado perfectamente con el eje z.

Tras el cálculo de los centroides o centros de masas de los cortes significativos escogidos, hemos de calcular el radio máximo y mínimo en cada uno de ellos. Para ello, calculamos la distancia existente entre el centroide y cada uno de los píxeles que conforman el borde la estructura ósea. De todas esas distancias, la mayor será asignada a $r_{\text{máx}_i}$ y la menor a $r_{\text{mín}_i}$. Podemos observar el procedimiento en la imagen 6.26.

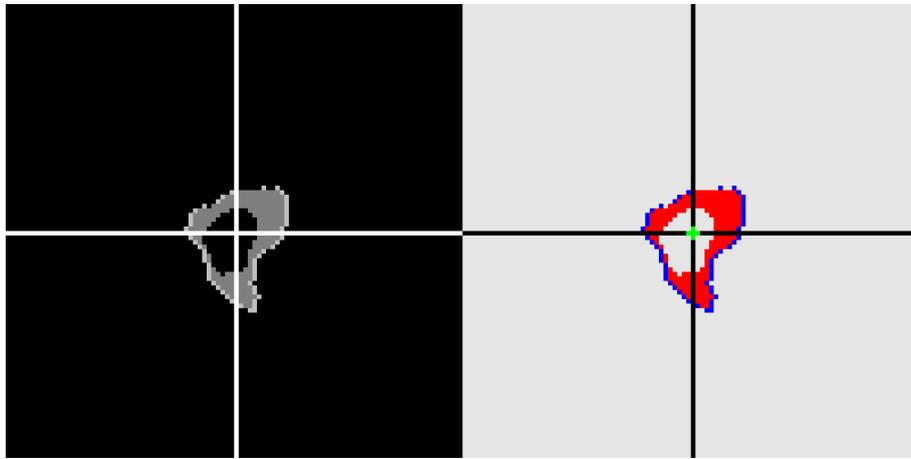


Figura 6.26: Tras detectar los píxeles que conforman el borde de la estructura ósea (en color azul), medimos la distancia entre estos píxeles señalados y el centroide de la imagen, que viene dado por la intersección de las asíntotas de la imagen, en color verde. A partir de estas medidas podemos calcular el radio máximo y mínimo de cada corte y, posteriormente, el calibre medio de la estructura ósea y la excentricidad de la medida.

Mostramos a continuación las tablas que recogen los resultados obtenidos para los diez casos analizados. Las características analizadas y sus unidades de medida son:

- \bar{r} : calibre medio del hueso segmentado (mm).
- L_T : longitud interpolada del hueso (mm).
- L_R : longitud extremo a extremo del hueso (mm).
- c : coeficiente aproximado de curvatura (tanto por uno).
- \bar{e} : excentricidad del calibre medio del hueso segmentado.

Tibia derecha caso A

Magnitud	Resultado
\bar{r}	14.2041
L_T	259.08
L_R	250.736
c	0.967793
\bar{e}	0.828937

Tibia izquierda caso A

Magnitud	Resultado
\bar{r}	15.326
L_T	257.508
L_R	251.113
c	0.975165
\bar{e}	0.829975

Peroné derecho caso A

Magnitud	Resultado
\bar{r}	6.97084
L_T	252.81
L_R	250.97
c	0.992721
\bar{e}	0.892301

Peroné izquierdo caso A

Magnitud	Resultado
\bar{r}	7.33761
L_T	254.262
L_R	251.01
c	0.987210
\bar{e}	0.910032

Fémur derecho caso B

Magnitud	Resultado
\bar{r}	15.5016
L_T	186.618
L_R	184.1
c	0.986507
\bar{e}	0.848184

Fémur izquierdo caso B

Magnitud	Resultado
\bar{r}	15.2612
L_T	182.873
L_R	180.869
c	0.989041
\bar{e}	0.748894

Fémur derecho caso C

Magnitud	Resultado
\bar{r}	17.2788
L_T	164.167
L_R	162.977
c	0.992751
\bar{e}	0.814977

Fémur izquierdo caso C

Magnitud	Resultado
\bar{r}	17.033
L_T	160.949
L_R	160.446
c	0.996874
\bar{e}	0.726392

Fémur derecho caso D

Magnitud	Resultado
\bar{r}	22.9063
L_T	163.916
L_R	163.135
c	0.995235
\bar{e}	0.856201

Fémur izquierdo caso D

Magnitud	Resultado
\bar{r}	22.2401
L_T	163.02
L_R	162.242
c	0.995227
\bar{e}	0.832213

Por último, mostramos en la figura 6.27 un diagrama en el que se sitúa cada uno de los casos en función de longitud, coeficiente aproximado de curvatura y calibre medio. Las distancias entre cada uno de ellos puede darnos una idea de cómo se distribuyen los distintos casos y, por otro lado, de cómo podría efectuarse la recuperación a partir de la evaluación de la métrica de un caso dado para la recuperación de información.

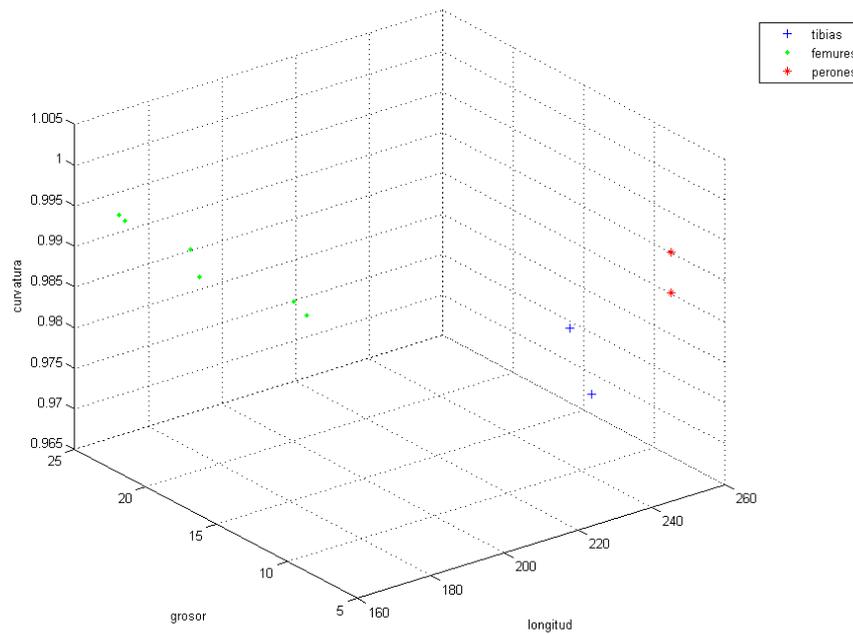


Figura 6.27: Podemos observar cómo se distribuyen los diferentes casos correspondientes a tibias, peronés y fémures en función de calibre medio, coeficiente aproximado de curvatura y longitud.