III. Algoritmos de segmentación: Estado del arte

1. Introducción

En esta sección se describen resumidamente varios métodos de segmentación comunes que han aparecido en la literatura reciente de segmentación de imágenes médicas. Se definirá cada método y se discutirán sus ventajas y desventajas. Aunque cada técnica fue creada separadamente, frecuentemente se utilizan múltiples técnicas en conjunto con otras para resolver diferentes problemas de segmentación.

Xu et al. (2), dividen los métodos de segmentación de imágenes médicas en 8 categorías: métodos de umbralización, métodos de región creciente, clasificadores, métodos de agrupamiento (*clustering methods*), modelos de campos aleatorios de Markov, redes neurales artificiales, modelos deformables y métodos guiados por plantillas (*atlas-guided methods*). Al final de esta sección se describen otros métodos notables que no pertenecen a ninguna de estas categorías. De los métodos mencionados anteriormente, los de umbralización, clasificación, agrupamiento, y campos aleatorios de Markov, pueden considerarse métodos de clasificación de pixeles.

La mayoría de los métodos de segmentación que se describirán pueden ser vistos como problemas de optimización donde la segmentación deseada es la que minimiza alguna función de energía o de costo, definida para una aplicación en particular. La ventaja de ver la segmentación como un problema de optimización es que define de manera precisa los aspectos deseables de la segmentación. Es muy claro que, para diferentes aplicaciones, se necesitan diferentes funciones de energía o costo.

2. Umbralización

La umbralización (*thresholding*) es un método que busca segmentar imágenes escalares creando una partición binaria de las intensidades de las imágenes. Una umbralización trata de determinar un valor de intensidad, llamado umbral (*threshold*), que separa las clases deseadas. La segmentación se logra agrupando todos los pixeles con mayor intensidad al umbral en una clase, y todos los otros pixeles en otra clase. La Ilustración 3 muestra un histograma de una imagen que aparentemente posee tres clases, lo cual nos deja dos posibles valores de umbral, en los valles del histograma. La determinación de más de un valor umbral es un proceso llamado multiumbralización (multithresholding).

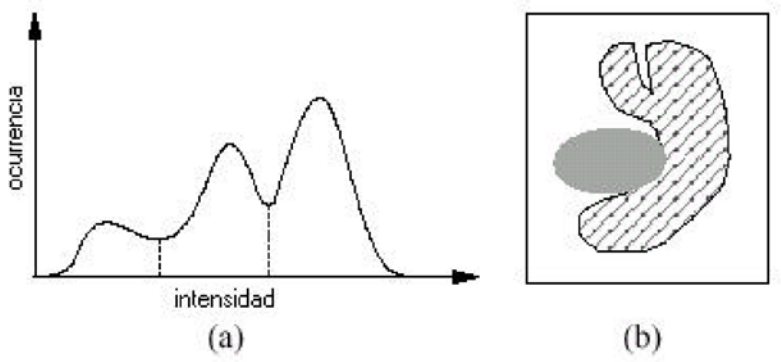


Ilustración 3: (a) histograma mostrando posibles umbrales (b) imagen en escala de grises

La umbralización es una técnica efectiva para obtener la segmentación de imágenes donde estructuras diferentes tienen intensidades contrastantes u otras características diferenciables. La partición usualmente es generada interactivamente, pero también existen métodos automáticos. Para imágenes escalares, los métodos interactivos pueden estar basados en la apreciación visual del usuario ya que la operación de umbralización es implementable en tiempo real.

Generalmente, la umbralización es el paso inicial de una secuencia de operaciones de procesamiento de imágenes. Su principal limitación es que en su forma más simple solo se generan dos clases y por lo tanto no se puede aplicar a imágenes multicanal. En adición, la umbralización usualmente no toma en cuenta las características espaciales de la imagen. Esto causa que sea sensible al ruido e inhomogenidades de intensidad, las cuales pueden ocurrir en imágenes de resonancia magnética. Estos factores corrompen el histograma de la imagen, haciendo la separación más difícil. En Sahoo et al. (3) se realiza un repaso de las técnicas de umbralización.

3. Crecimiento de región (*Region Grow*)

La segmentación basada en crecimiento de región (*region growing*) es una técnica para extraer regiones de la imagen que están conectadas según cierto criterio predefinido. Este criterio puede estar basado en información de intensidades y/o bordes de la imagen. En su forma más simple, este método requiere un punto semilla (*seed point*) que es seleccionado manualmente por el usuario, y extrae todos los pixeles conectados a la semilla, que tengan el mismo valor de intensidad. La Ilustración 4 muestra un ejemplo donde se utiliza el método de región creciente para aislar una estructura de la Ilustración 4 (a).

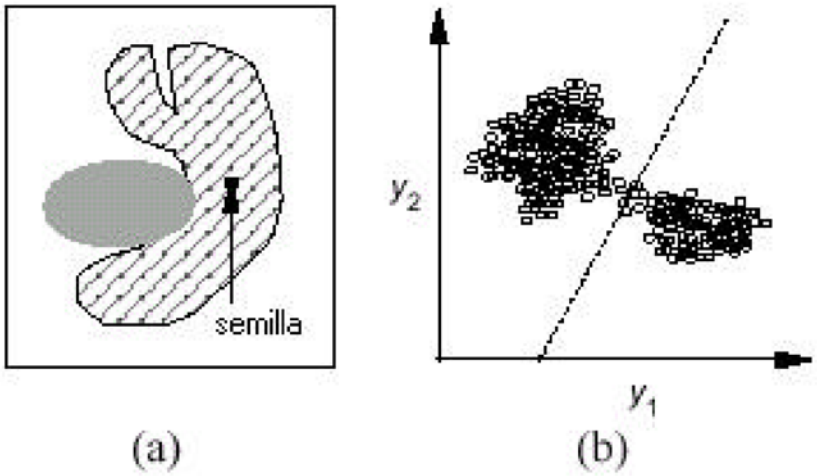


Ilustración 4: (a) Imagen mostrando semilla inicial (b) ejemplo de región creciente

Al igual que la umbralización, por lo general no se utiliza la región creciente solamente en una imagen, sino que se utiliza como parte de un conjunto de operaciones de procesamiento de imágenes, particularmente en la delineación de pequeñas y simples estructuras como tumores y lesiones. Su desventaja principal es que requiere interacción manual para obtener el punto semilla. Los algoritmos de división y mezcla (*split and merge*) están relacionados con la región creciente pero no requieren una semilla. La región creciente también puede ser sensible al ruido, causando que las regiones extraídas tengan agujeros e inclusive que se desconecten.

4. Clasificadores

Los métodos clasificadores son técnicas de reconocimiento de patrones que buscan particionar un espacio característico derivado de la imagen usando datos con etiquetas conocidas. Un espacio característico es un rango espacial de cualquier función de la imagen, siendo las intensidades de la imagen el más común de los espacios característicos. Un histograma es un ejemplo de un espacio característico unidimensional.

Los clasificadores son conocidos como métodos supervisados debido a que requieren datos de entrenamiento que son segmentados manualmente, para luego ser utilizados en la segmentación automática de nuevos datos. Hay una gran cantidad de maneras en las que los datos de entrenamiento pueden ser aplicados en los métodos de clasificación. Un clasificador simple es el clasificador del vecino más cercano, donde cada píxel o voxel es clasificado en la misma clase que el dato de entrenamiento con la intensidad más cercana. Los k vecinos más cercanos (kNN – k *Nearest Neighbor*) es una generalización de este método. Otros clasificadores utilizados son la ventana de Parzen y el clasificador de Bayes.

Los clasificadores estándar requieren que la estructura a ser segmentada posea características cuantificables distintas. Debido a que los datos de entrenamiento pueden ser etiquetados, los clasificadores pueden transferir estas etiquetas a los nuevos datos siempre que el espacio característico distinga cada etiqueta lo suficiente. No son iterativos, por lo que son relativamente eficientes computacionalmente y pueden ser aplicados a imágenes multicanal. Una desventaja de los clasificadores es que no obedecen a ningún modelo espacial. Otra desventaja es la necesidad de la interacción manual para obtener los datos de entrenamiento. Los conjuntos de entrenamiento pueden ser adquiridos para cada imagen que requiera segmentación, pero esto puede tomar mucho tiempo y esfuerzo. Además, el uso del mismo conjunto de entrenamiento para un gran número de imágenes puede llevar a resultados viciados, ya que no toman en cuenta las variaciones anatómicas y fisiológicas entre diferentes sujetos.

5. Agrupamiento

Los algoritmos de agrupamiento (*clustering*) llevan a cabo esencialmente la misma función que los métodos clasificadores, pero sin utilizar datos de entrenamiento. Por lo tanto, son métodos no supervisados. Para compensar la falta de los datos de entrenamiento, los métodos de agrupamiento iteran entre segmentar la imagen y caracterizar las propiedades de cada clase. En este sentido, los métodos de agrupamiento se entrenan a sí mismos usando los datos disponibles. Un algoritmo de agrupamiento común es el algoritmo de las K-medias o algoritmo ISODATA.

Este algoritmo agrupa datos calculando iterativamente la media de la intensidad para cada clase y segmentando la imagen mediante la clasificación de cada píxel en la clase con la media más cercana. La Ilustración 5-b muestra el resultado de aplicar el algoritmo de las K-media a un corte de la RM del cerebro en la Ilustración 5-a. Se asumió que el número de clases era tres, representando (de gris oscuro a blanco) el fluido cerebroespinal, materia gris y materia blanca.

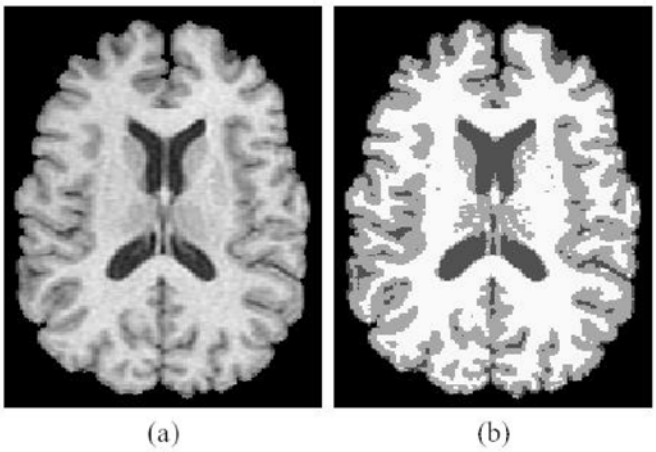


Ilustración 5: (a) Imagen original (b) segmentación usando el algoritmo de las k-medias

Aunque los algoritmos de agrupamiento no requieren que los datos se entrenen, sí requieren una segmentación inicial (o de manera equivalente, requiere parámetros iniciales). Como los métodos de clasificación, los algoritmos de agrupamiento no incorporan directamente un modelo espacial. De cualquier forma, esta falta de modelado espacial puede proveer ventajas significativas para realizar los cálculos velozmente. Es posible incorporar robustez al ruido usando campos aleatorios de Markov, como se describe en la sección siguiente.

6. Campos aleatorios de Markov

Los modelos de campos aleatorios de Markov (MRF – *Markov Random Fields*) no son un método de segmentación en sí mismos, pero son un modelo estadístico que puede ser usado dentro de los métodos de segmentación. Los *MRF* modelan las interacciones espaciales entre vecinos o pixeles cercanos. Estas correlaciones locales proveen un mecanismo para modelar una variedad de propiedades de la imagen. En el tratamiento de imágenes médicas, se utilizan frecuentemente para tomar en cuenta el hecho que la mayoría de los pixeles pertenecen a la misma clase a la que pertenecen sus pixeles vecinos. En términos físicos, esto implica que bajo la asunción del *MRF*, cualquier estructura anatómica que consista de un solo píxel tiene una probabilidad muy baja de ocurrir.

Los *MRF* son incorporados frecuentemente en los algoritmos de segmentación por agrupamiento, como las K-medias bajo un modelo Bayesiano previo. La segmentación es obtenida maximizando la probabilidad a posteriori de la segmentación a partir de los datos de la imagen, obtenidos mediante métodos iterativos como los Modos Condicionales Iterados, presentados por Besag (4), o el Templado Simulado, presentado por Geman et. al (5). La Ilustración 6 (b) muestra la robustez de la segmentación frente al ruido, resultante de un *MRF* previo. La segmentación es más suave que el resultado sin *MRF* de la Ilustración 5 (b).

Una dificultad asociada con los modelos *MRF* es la selección apropiada de los parámetros que controlan la fuerza de las interacciones espaciales. Una selección muy alta puede resultar en segmentación excesivamente suave y una pérdida de los detalles estructurales. En adición, los métodos *MRF* usualmente requieren algoritmos computacionalmente intensivos. A pesar de estas desventajas, los *MRF* son ampliamente utilizados no solo para modelar clases de segmentación, sino también para modelar propiedades de texturas e inhomogenidades de las intensidades.



Ilustración 6: (a) Imagen original (b) segmentación con algoritmo de k-medias usando MRF previo

7. Redes neuronales artificiales

Las Redes Neurales Artificiales (*ANN – Artificial Neural Network*) son redes masivamente paralelas de procesamiento de elementos o nodos que simulan el aprendizaje biológico. Cada nodo en una *ANN* es capaz de llevar a cabo cálculos elementales. El aprendizaje se alcanza a través de la adaptación de pesos asignados a las conexiones entre nodos. Haykin (6) realiza un tratamiento más profundo de las redes neurales.

Las *ANN* representan un paradigma para el aprendizaje de las máquinas y pueden ser usadas en una variedad de formas de segmentación de imágenes. El uso que más se le da en procesamiento de imágenes médicas es el de un clasificador, donde los pesos son determinados usando datos de entrenamiento y luego se utiliza la *ANN* para segmentar nuevos datos. Las *ANN* también pueden ser usadas de una manera no supervisada como método de agrupamiento o como modelo deformable.

Debido al gran número de interconexiones utilizadas en una red neural, se puede incorporar fácilmente información espacial en los procedimientos de clasificación. Aunque las *ANN* son inherentemente paralelas, frecuentemente se implementan en computadores seriales, y esto reduce su potencial computacional.

8. Modelos deformables

Los modelos deformables están basados en motivaciones físicas, utilizados para delinear bordes de regiones usando curvas o superficies paramétricas cerradas que se deforman bajo la influencia de fuerzas externas e internas. Para delinear el borde de un objeto en la imagen, se debe colocar una curva o superficie cerrada cerca del borde deseado y luego permitirle experimentar un proceso iterativo de relajación. Las fuerzas internas se calculan en el interior de la curva o superficie para mantenerla suave a lo largo de la deformación. Las fuerzas externas son frecuentemente derivadas de la imagen para llevar la curva o superficie hacia la característica de interés deseada.

9. Guiados por plantillas

Los métodos guiados por plantillas (*atlas-guided methods*) son una poderosa herramienta para la segmentación de imágenes médicas cuando está disponible una plantilla o mapa estándar. El mapa o plantilla es generada por información compilada de la anatomía que requiere segmentación. Este mapa es utilizado como un marco de referencia para segmentar nuevas imágenes. Conceptualmente, los métodos guiados por plantillas son similares a los clasificadores con la excepción de que están implementados en el dominio espacial de la imagen en lugar de en un espacio característico.

Los métodos estándar guiados por plantillas primero encuentran una transformación uno-a-uno que transforma la plantilla de la imagen pre-segmentada a la imagen deseada que requiere segmentación. Este proceso se conoce como una deformación de plantilla (*atlas warping*). La deformación puede ser realizada usando transformaciones lineales, pero debido a la variabilidad anatómica, frecuentemente se utiliza una aplicación secuencial de transformaciones lineales y no lineales. Un ejemplo de *atlas warping* para una *RM* de una cabeza se muestra en la Ilustración 7.

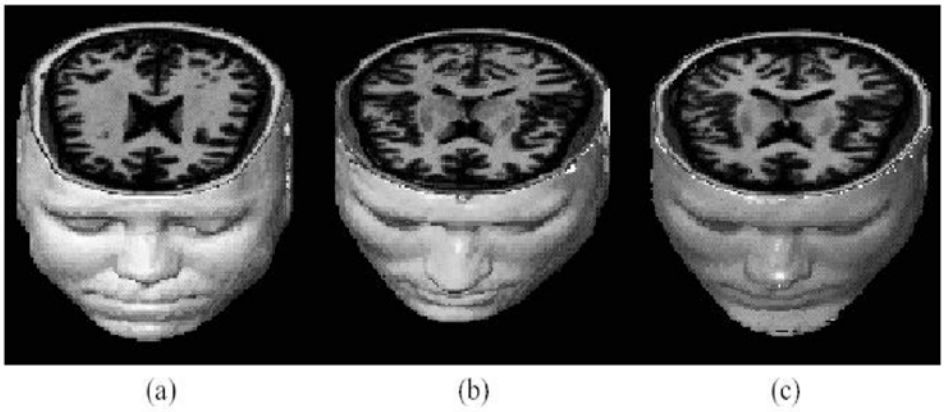


Ilustración 7: (a) imagen plantilla (b) imagen deseada (c) deformación de plantilla

Los métodos guiados por plantilla han sido aplicados principalmente en el tratamiento de imágenes de *RM* del cerebro. Esto es debido a que los métodos guiados por plantilla por lo general se adaptan mejor a la segmentación de estructuras que son estables en toda la población de estudio.

10. Otros métodos

Otro método de segmentación es el de ajuste al modelo (*model-fitting* o *feature extraction*) que por lo general consiste en tratar de ajustar un forma geométrica simple, como una elipse o parábola, a la localización de características de la imagen. Es una técnica que debe especializarse para la estructura que se segmenta pero se implementa fácilmente y puede proveer buenos resultados cuando el modelo es apropiado. Una técnica más general es ajustar superficies o curvas *spline*, como en el trabajo de Rueckert et. al. (7). La dificultad principal con el *model-fitting* es que las características de la imagen deben ser extraídas antes de realizar el ajuste.

Otra técnica de segmentación es la llamada *Watershed segmentation*. Esta técnica emplea conceptos de matemática morfológica para particionar la imagen en regiones homogéneas. Este método tiene frecuentemente la desventaja de la sobresegmentación, puesto que tiende a segmentar la imagen en un número demasiado elevado e innecesario de regiones. Así, los algoritmos de watershed en imágenes médicas por lo general son procesados posteriormente para mezclar regiones separadas que pertenecen a la misma estructura.

11. Plataforma ITK – Insight ToolKit

ITK es un sistema software que constituye un marco de desarrollo de aplicaciones para el procesado, segmentación y registro de la señal de imagen. Se trata de un sistema de código abierto, y orientado a objetos.

El consorcio *ITK* está subvencionado por la Biblioteca Nacional de Medicina de Estados Unidos del Instituto Nacional de Salud (*NIH*/*NLM*), y está formado por tres socios comerciales, General Electric *Corporate* R&*D*, *Kitware* Inc., y *MathSoft*, y tres socios académicos, las universidades de Carolina del Norte, Tennessee y Pensilvania. La primera versión pública oficial de *ITK* se distribuyó en 2002, y la última versión lanzada, en septiembre de 2009, es *ITK* 3.16, la versión usada para el desarrollo del presente proyecto fin de carrera.

ITK está desarrollado en *C++* (aunque existen *wrappers* que permiten portarlo a otros lenguajes de programación) y exhibe una compleja arquitectura que se hace necesario comprender cuando se pretende implementar funcionalidades para la propia plataforma ITK, es decir, si se tiene un perfil *ITK-developer*. Sin embargo, desde la perspectiva del *ITK-user* no es necesario profundizar en la estructura interna, sino que basta con conocer las interfaces de las clases que se pretendan usar para desarrollar nuevos algoritmos o combinaciones de los ya existentes. Esto hace de *ITK* una plataforma idónea para la investigación de nuevos algoritmos de segmentación o para el perfeccionamiento de algoritmos existentes a una técnica concreta de imagen. Asimismo, también proporciona una interfaz de programación que hace posible la realización de estudios de validación de los algoritmos que *ITK* incorpora, o de nuevos algoritmos que se desarrollen sobre *ITK*. Así, para la implementación de la aplicación *CalcularPrecisionySensibilidad* (*página* 59, sección Herramientas empleadas para la evaluación), que tiene por objeto calcular las métricas que han servido de base para establecer la comparativa que se realiza en el presente proyecto, ha sido necesario adquirir conocimiento sobre las interfaces de las clases implicadas en algunos de los algoritmos evaluados, así como de las interfaces que *ITK* ofrece para leer archivos de imagen, extraer píxeles y realizar con estos datos operaciones lógicas.

ITK incorpora funcionalidades muy diversas para el tratamiento imágenes. En particular, ofrece funcionalidades relacionadas con la representación de datos, de objetos espaciales, filtrado de imágenes, lectura y escritura de imágenes, registro, segmentación, así como funciones estadísticas de utilidad en el ámbito del tratamiento de imágenes.

A continuación se detallan las funciones que *ITK* incorpora en lo que a segmentación se refiere. *ITK* proporciona un conjunto básico de algoritmos de segmentación que pueden usarse para desarrollar o particularizar una aplicación completa para la segmentación. La plataforma *Insight Toolkit* incorpora algoritmos de segmentación de diversos tipos (de entre los que se han expuesto anteriormente en esta misma sección, *Algoritmos de segmentación: Estado del arte*). Más concretamente, *ITK* proporciona implementaciones de algoritmos basados en umbralización (o *thresholding*), en crecimiento de regiones, (o *region growing*), en clasificación, en *level-sets*, en modelos deformables, en extracción de características (o *feature extraction*), en *watersheds*, así como también basados en métodos híbridos. En la *sección IV. Algoritmos de segmentación evaluados*, se lleva a cabo una descripción más profunda de las implementaciones de los algoritmos evaluados, así como el análisis que se siguió para la selección de los mismos.

12. Segmentación de la aurícula izquierda en el ámbito hospitalario. Herramientas comerciales

En el contexto hospitalario, concretamente en área de cardiología, y más en particular en la unidad de arritmias, se trabaja de manera habitual con segmentación de imágenes a partir de *TACs* o resonancias magnéticas con la finalidad de obtener un modelo geométrico de la/las cámara/s cardiaca/s de interés para ser usada/s durante un estudio electrofisiológico (ver sección correspondiente a Estudio electrofisiológico).

En esta sección se detalla el funcionamiento de un sistema comercial para la navegación y el mapeo cardíaco. La herramienta para la navegación es *Ensite NavX™* (Saint Jude Medical, St. Paul, Minnesota). Dicha herramienta permite la localización en tiempo real de los electrodos de los catéteres que se introducen en el corazón para el mapeo del endocardio durante el estudio electrofisiológico, minimizando el uso de la fluoroscopia. La fluoroscopia, o rayos X, puede ocasionar lesiones en la piel de los pacientes, así como potenciar el desarrollo de tumores. Al mismo tiempo, como consecuencia de una exposición reiterada a estos rayos, el operador puede experimentar pérdida de vello en las manos, envejecimiento cutáneo, desarrollo precoz de cataratas, daños tiroideos e incluso un aumento de la probabilidad de desarrollar tumores. Esta es una de las razones por las que se emplea el sistema de navegación intracardiaco *Ensite NavX™*. El sistema permite a su vez construir modelos geométricos de las cámaras de interés registrando el movimiento de los catéteres a través de la misma, y posteriormente puede representar zonas de interés como origen de la arritmia, zonas del sistema de conducción específico, zonas anatómicas de interés, lesiones realizadas con radiofrecuencia, etc.

El sistema *Ensite NavX*™ incorpora una herramienta, *Ensite Verismo™*, para la segmentación de imágenes de TAC o resonancia magnética, y otra herramienta, *Ensite Fusion™,* para el registro. Con el sistema de navegación *Ensite NavX*™ pueden construirse modelos geométricos de las cámaras cardíacas en las que se está interesado navegar. Estos modelos geométricos se construyen durante la intervención (Ilustración 8).

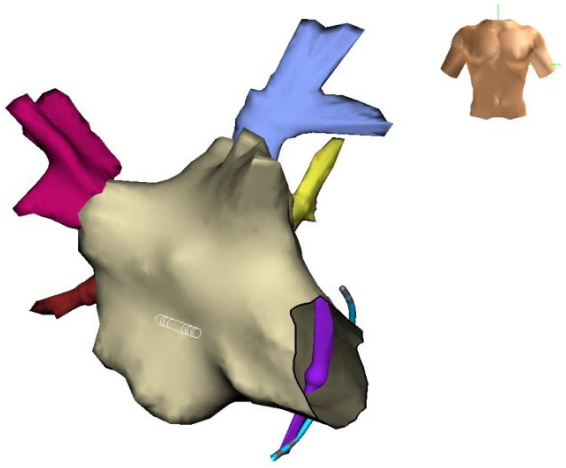


Ilustración 8: Modelo geométrico realizado durante la intervención

En determinados casos en los que la anatomía es especialmente compleja, como puede ser el caso de la aurícula izquierda, o cuando se desea el mayor de los niveles de detalle para localizar otras estructuras anatómicas en las que no se va a navegar pero sí interesa su visualización, pueden emplearse las herramientas de segmentación y registro *Verismo™* y *Fusion™*. Una vez cargadas las imágenes *DICOM* correspondientes, se usa la herramienta Verismo para llevar a cabo la segmentación

(Ilustración 9), y se exporta en formato *DIF* (*Digital Image File*) al sistema *Ensite NavX*, para posteriormente llevar a cabo el registro, esto es, fusionar ambos modelos geométricos con la herramienta *Ensite Fusion™*, es decir, el modelo construido en tiempo de procedimiento y el modelo *DIF* resultante de la segmentación (Ilustración 10 e Ilustración 11).

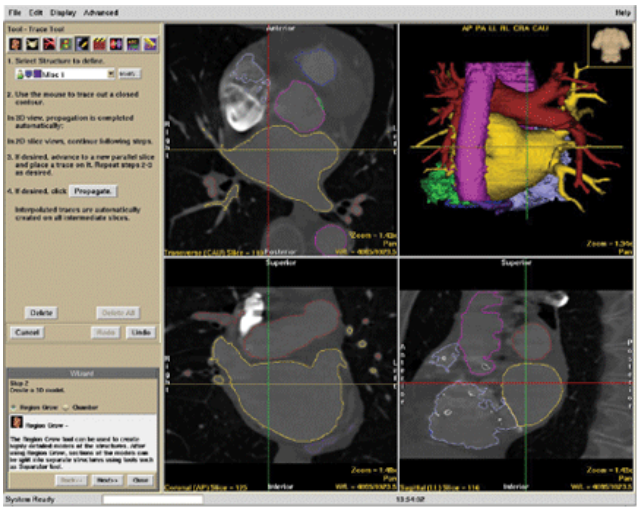


Ilustración 9: Herramienta de segmentación ensite Verismo

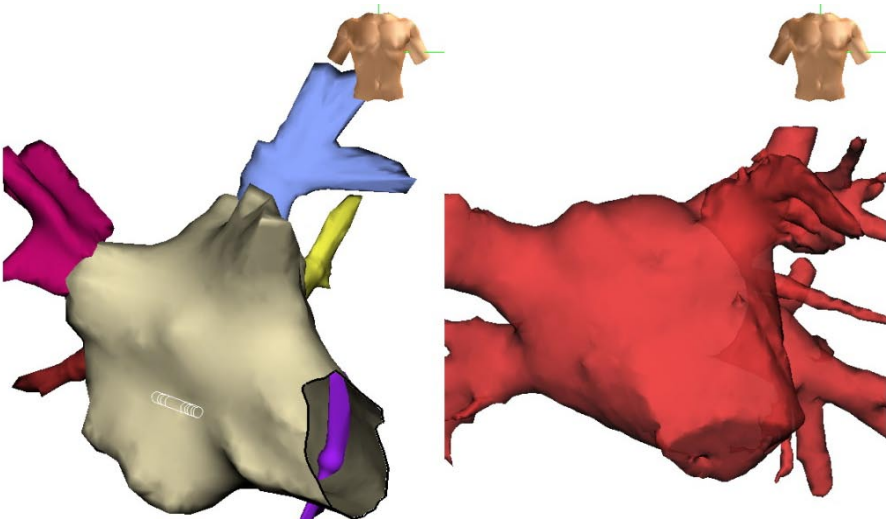


Ilustración 10: Herramienta de registro

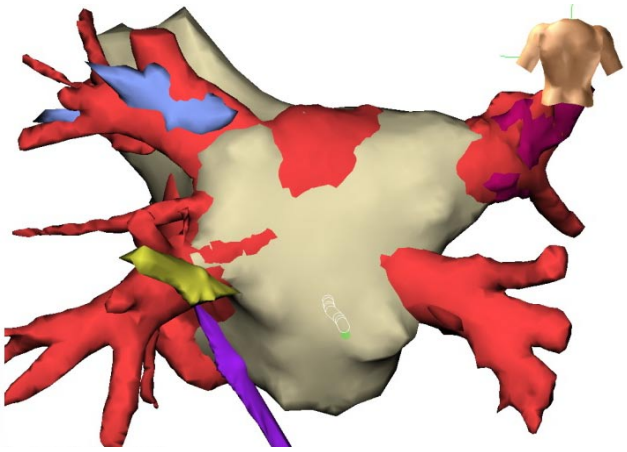


Ilustración 11: Volúmenes superpuestos tras registro

Tras este último paso, puede navegarse en tiempo real con la anatomía segmentada (Ilustración 12). En la figura de la izquierda de dicha ilustración se representa la reconstrucción de la aurícula izquierda tras realizar segmentación y registro. Los círculos de color marrón representan las lesiones hechas con radiofrecuencia para terminar con la arritmia tratada, en este caso, fibrilación auricular.

En la figura de la derecha de la Ilustración 12 se representan ambas aurículas izquierda y derecha, tras la segmentación y registro correspondientes. También se marcan las zonas anatómicas de mayor interés, como venas pulmonares, válvulas tricúspide y mitral, así como orejuelas y venas cavas inferior y superior.

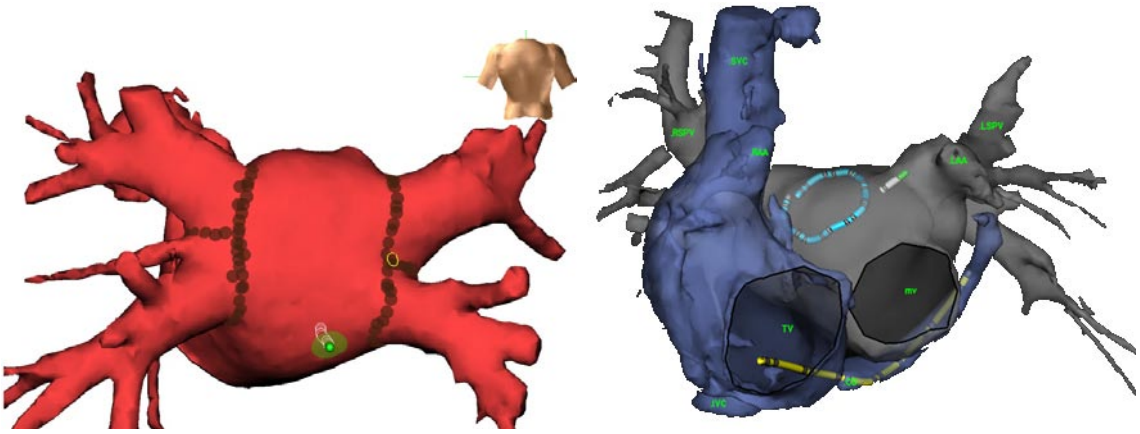


Ilustración 12: Navegación tras segmentación y registro