

E.T.S. de Ingeniería Industrial,
Informática y de Telecomunicación

Diseño de una librería de segmentación de tejidos en imágenes de resonancia magnética



Grado en Ingeniería
Biomédica

Trabajo Fin de Grado

Marina Sardonís Fernández

Rafael Cabeza Laguna

Pamplona, Julio 2022

upna

Universidad Pública de Navarra
Nafarroako Unibertsitate Publikoa

Resumen

En el mundo de la medicina, las imágenes médicas brindan una gran cantidad de información que facilita el diagnóstico de enfermedades y lesiones. Existe una gran cantidad de técnicas de adquisición de imagen como es la ecografía, la tomografía computarizada (TC) o la resonancia magnética (MR). Los profesionales hacen uso de estas imágenes médicas para realizar diagnósticos, el problema es que cada vez se cuenta con mayor cantidad de información, haciendo que los profesionales tengan que invertir mucho tiempo en interpretarla. Ante esta situación el desarrollo de herramientas que faciliten y reduzcan el tiempo de interpretación a los profesionales es de gran utilidad.

El objetivo de este trabajo es desarrollar una librería de segmentación de los diferentes tejidos del abdomen y del muslo utilizando para ello imágenes de resonancia magnética. Además, esta librería se ha utilizado para el desarrollo de una extensión de 3D Slicer que permita la realización de las segmentaciones de forma sencilla a los profesionales y que además permite la obtención de parámetros cuantitativos de interés para el diagnóstico o el seguimiento de una enfermedad.

En primer lugar, se hace un pequeño análisis de los diferentes tipos de grasa existentes, ya que este es el tejido que mayor interés tiene en la segmentación y de los materiales que se van a utilizar para realizar la segmentación. En segundo lugar, se explica el proceso de segmentación. A continuación, se realiza un análisis de los resultados obtenidos, comparándolos como unas segmentaciones realizadas manualmente. Finalmente, se exponen las conclusiones generales obtenidas tras la implementación de la librería de segmentación.

Palabras clave: segmentación, resonancia magnética (MR), tejido adiposo subcutáneo (SAT), tejido adiposo visceral (VAT), tejido adiposo intramuscular (IntraMAT), tejido adiposo intermuscular (InterMAT)

Abstract

In the world of medicine, medical images provide a lot of information that facilitates the diagnosis of diseases and injuries. There are a large number of image acquisition techniques such as ultrasound, computed tomography (CT) or magnetic resonance imaging (MR). Professionals make use of these medical images to make diagnoses, the problem is that more and more information is available, which forces professionals to spend a lot of time interpreting it. Because of this situation, the development of tools that facilitate and reduce interpretation time for professionals is very useful.

The objective of this work is to develop a segmentation library of the different tissues of the abdomen and thigh using magnetic resonance images. In addition, this library has been used to develop a 3D Slicer extension that allows professionals to carry out segmentations in a simple way and that also allows obtaining quantitative parameters of interest for the diagnosis or monitoring of a disease.

In the first place, a brief analysis of the different types of existing fat is made, since this is the tissue that is of greatest interest in segmentation and of the materials that are going to be used to perform the segmentation. Secondly, the segmentation process is explained. Next, an analysis of the results obtained is carried out, comparing them with a manual segmentation. Finally, the general conclusions obtained after the implementation of the segmentation library are presented.

Key words: segmentation, magnetic resonance (MR), subcutaneous adipose tissue (SAT), visceral adipose tissue (VAT), intramuscular adipose tissue (IntraMAT), intermuscular adipose tissue (InterMAT)

Acrónimos

2D: Dos Dimensiones.

3D: Tres Dimensiones.

DICOM: Digital Imaging and Communication in Medicine.

MR: Resonancia Magnética (Magnetic Resonance).

TC: Tomografía Computarizada (Computerized Tomography)

F: Grasa (Fat) o supresión de agua. Tipo de imagen.

W: Agua (Water) o supresión de grasa. Tipo de imagen.

IP: En Fase (In Phase). Tipo de imagen.

OF: Fuera de Fase (Out of Phase). Tipo de Imagen.

ROI: Región de Interés (Region Of Interest).

AT: Tejido Adiposo (adipose tissue). Grasa.

SAT: Tejido Adiposo Subcutáneo (Subcutaneous Adipose Tissue).

SSAT: Tejido Adiposo Subcutáneo Superficial (Superficial Subcutaneous Adipose Tissue).

DSAT: Tejido Adiposo Subcutáneo Profundo (Deep Subcutaneous Adipose Tissue).

VAT: Tejido Adiposo Visceral (Visceral Adipose Tissue).

NAT: Tejido No Graso (Non Adipose Tissue).

TAT: Tejido Adiposo Total (Total Adipose Tissue)

MT: Tejido Muscular (Muscular Tissue).

IMAT: Tejido Adiposo Intermuscular (Intermuscular Adipose Tissue).

InterMAT: Tejido Adiposo Intermuscular (Intermuscular Adipose Tissue)

IntraMAT: Tejido Adiposo IntraMuscular (Intramuscular Adipose Tissue)

PAT: Tejido Adiposo Perimuscular (Perimuscular Adipose Tissue)

EML: Lípidos Extramiocelulares o Lípidos Intramusculares (Extramyocelular Lipids)

IML: Lípidos Intramiocelulares (Intramyocelular Lipids)

L1 – L5: Vértebras Lumbares, de la 1 a la 5 (Lumbar vertebra)

DSC: Coeficiente Dice (Dice Coefficient)

GAC: Contornos Activos Geodésicos (Geodesic Active Contour)

FoV: Campo de Visión (Field Of View)

Contenido

Resumen.....	1
Abstract	2
Acrónimos	3
1. Introducción	5
1.1. Objetivos	6
1.2. Tipos de grasa.....	6
1.3. Secuencia DIXON.....	8
1.4. Estado del Arte	10
2. Segmentación.....	16
2.1. Abdomen	16
2.2. Muslo.....	19
2.3. Extensión de 3D Slicer	22
2.4. Descriptores	23
2.4.1. Coeficiente Dice (DSC).....	23
2.4.2. Matriz de confusión.....	24
3. Resultados	25
3.1. Abdomen.....	25
3.2. Muslo.....	28
4. Conclusiones.....	39
5. Líneas futuras de trabajo.....	40
6. Bibliografía	41

1. Introducción

En la actualidad existe un gran interés por conocer las propiedades del músculo y la cantidad y distribución del tejido adiposo, ya que asocian con enfermedades como diabetes tipo 2, resistencia a la insulina, sarcopenia u obesidad.

El interés por el estudio de la grasa radica no en su función como almacén de energía sino en las implicaciones metabólicas que conlleva. La acumulación de grasa se asocia con un mayor riesgo de desarrollo de patologías como diabetes o cardiopatía isquémica, esto se ha observado especialmente con la acumulación de grasa en la cavidad abdominal. En la actualidad, se está tratando de buscar una asociación entre la pérdida de peso, que conlleva la reducción de riesgo de desarrollo de enfermedad, con los cambios en los diferentes compartimentos de almacén de tejido adiposo.

Cabe mencionar que algunas de las patologías que derivan de la acumulación de grasa y de la pérdida de músculo, como son la obesidad o la sarcopenia están aumentando su presencia en la población. Según la Encuesta Europea de Salud en España en el año 2020, un 16,5% de los hombres mayores de 18 años y un 15,5% de las mujeres mayores de dicha edad padecen obesidad. Porcentajes que aumentan con la edad de la población. En el caso de la sarcopenia, estudios han mostrado que su prevalencia puede llegar a ser hasta el 36% en personas mayores de 70 años.

También es de importancia conocer la cantidad y calidad del músculo, ya que esto también se relaciona con la aparición de patologías como las anteriormente mencionadas. Pero su importancia también se encuentra en el papel que juega el área seccional del músculo y la cantidad de masa muscular esquelética en la predicción de la pérdida de movilidad. Además, la calidad del músculo se asocia con la fuerza y puede verse afectada por la acumulación de grasa en este tejido o alrededor del mismo.

Ante esta situación, la resonancia magnética (MR), que es un dispositivo de obtención de imágenes, brinda la oportunidad de hacer un análisis detallado y preciso de las regiones del cuerpo. Este es uno de los métodos más detallados para conocer la distribución y cuantificar la grasa y el músculo de las diferentes regiones del cuerpo, pero no es el único. Este tipo de estudios también se pueden realizar utilizando tomografías computarizadas (TC) o densitometrías óseas. Pero la principal ventaja de la resonancia frente a estas otras técnicas es que no utiliza radiación ionizante y que los últimos avances permiten hacer una mejor discriminación entre los tejidos y, por tanto, obtener mejores medidas.

En este escenario se puede apreciar la clara relación que existe entre la medicina y la ingeniería, ya que esta cada vez dota a los profesionales de mayor cantidad de información, ya sea en forma de señal o de imagen. De modo que permite un mayor conocimiento de las diferentes patologías. Debido a esta mejora en la obtención de la información también se necesita un desarrollo en el procesado de la misma, ya que es tal la cantidad de datos y de pacientes que sería imposible para los profesionales analizar todos ellos.

En el caso de las imágenes, el camino se encuentra en el desarrollo de herramientas de segmentación automática o semiautomática, que permitan la obtención de un conjunto de parámetros con los que pueda trabajar el usuario final y que le eviten hacer el trabajo de

segmentación manualmente. El fin de estas herramientas debe de ser hacer más sencilla y rápida la interpretación de la información.

1.1. Objetivos

El objetivo de este trabajo de fin de grado es crear una librería de segmentación que permita hacer la segmentación del muslo y del abdomen. En ambos casos se trata de diferenciar cada tejido, pero el principal objetivo es conseguir diferenciar los distintos tipos de grasa, ya que está orientado al análisis de imágenes de resonancia magnética de personas obesas. Aunque esto no limita su uso en otros morfotipos.

Esta librería se utiliza para crear una extensión en 3D Slicer, de modo que se obtiene una interfaz sencilla con las suficientes herramientas para realizar la segmentación. El objetivo del desarrollo de la extensión es hacer que el manejo de la librería de segmentación sea sencillo y accesible para los usuarios.

1.2. Tipos de grasa

Como se ha mencionado, se pretende diferenciar no solo entre los diferentes tejidos, sino que también entre los diferentes tipos de grasa que hay en el abdomen y el muslo.

El tejido adiposo (AT) es un tejido conectivo laxo formado por adipocitos, cuya principal función es el almacén de energía en forma de lípidos. Aunque también presenta la función de aislamiento térmico y una función endocrina, pues produce hormonas como la leptina.

La grasa presente en el cuerpo humano se divide en varios grupos dependiendo de su localización anatómica. Estos son:

- Grasa subcutánea (SAT): se localiza justo debajo de la piel
- Grasa visceral (VAT): se encuentra dentro de la cavidad abdominal, rodeando los órganos de la misma, como son el hígado o el intestino. Su acumulación puede aumentar el riesgo de problemas de salud como enfermedades cardíacas o diabetes tipo 2.
- Grasa intramuscular (IntraMAT): se trata de la grasa visible localizada dentro del músculo, es la grasa que se encuentra entre las fibras musculares.
- Grasa intermuscular (InterMAT): es un depósito de grasa ectópica localizada en el interior de la fascia muscular, entre los grupos musculares adyacentes.

Actualmente no existe mucho consenso en la diferenciación entre IntraMAT e InterMAT, ni en el nombre con el que llamar a estos tipos de grasa. Además, en muchas ocasiones no se hace la diferenciación entre estos dos tipos y se les denota a ambos como grasa intermuscular (IMAT), englobando bajo este término tanto a la grasa existente entre los músculos como a la grasa contenida en ellos.

En la publicación de Mühlberg [15], se diferencia entre tejido adiposo perimuscular (PAT), que se correspondería con lo que en este trabajo se denomina InterMAT y el tejido adiposo

localizado entre las fibras musculares (EML), que este trabajo se denota como IntraMAT. Recibe el nombre de EML porque este tipo de grasa está formada por lípidos extramiocelulares. En la publicación también se hace uso del término IMAT para referirse al conjunto de lo que ellos denominan PAT y EML y también menciona la existencia de otro tipo de grasa, que está formada por lípidos localizados dentro del músculo y reciben el nombre de lípidos intramiocelulares (IML). Se considera que este tipo de grasa forma parte del tejido muscular.

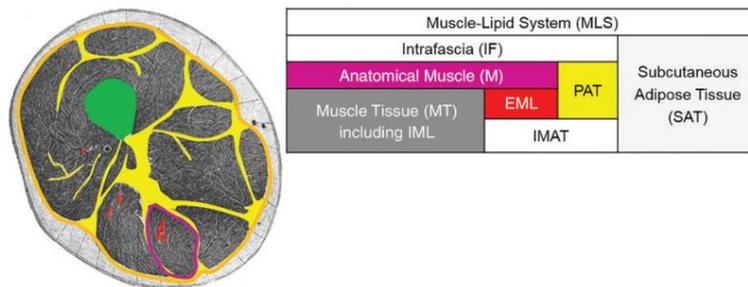


Figura 1 – Representación de los diferentes tipos de grasa propuestos en el artículo de Mühlberg [15]

Esta diferenciación de ambos tipos de grasa que en otros trabajos se engloban bajo el término IMAT, también se realiza en el artículo publicado por Karampatos [16]. En el que, además, denomina a estos tejidos adiposos como IntraMAT e InterMAT, es decir, les denota bajo el mismo nombre que se va a utilizar en este trabajo.

No solo se asocia la acumulación de VAT con la aparición de enfermedades, esto mismo también sucede con el IMAT. Niveles altos de este tipo de grasa se relacionan con resistencia a la insulina, pérdida de fuerza y disfunciones en la movilidad.

En el caso del muslo, para lograr la diferenciación entre SAT e InterMAT se debe localizar la fascia lata o fascia muscular del muslo, ya que esta es la estructura que separa ambos tipos de grasa. El tejido adiposo localizado fuera de la fascia es el SAT y el que se encuentra por dentro es el InterMAT. La identificación de la fascia es complicada debido al bajo contenido de agua que presenta, lo que hace que tenga baja intensidad de señal en las imágenes de MR. Además, en este tipo de imágenes su señal se ve distorsionada y oculta por la alta intensidad de señal que produce el tejido adiposo. También hay que mencionar que la fascia es una estructura bastante irregular, lo que dificulta aún más su diferenciación. En algunas imágenes puede llegar a ser imposible diferenciar esta estructura y en otras puede que no sea posible hacerlo en algunas zonas, pero en otras sí.

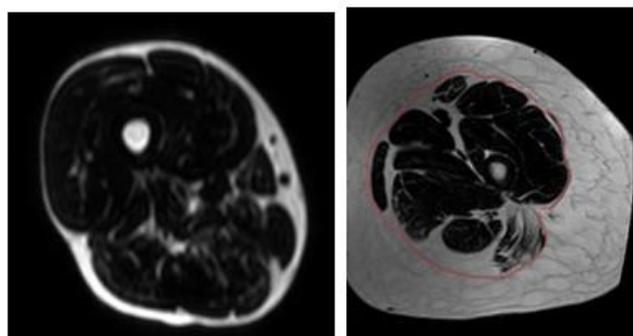


Figura 2- A la izquierda un ejemplo de imagen en la que no se puede identificar la fascia lata. A la derecha ejemplo de una imagen en la que sí que es posible su identificación (la fascia se encuentra marcada en rojo)

Ante este impedimento en la separación entre ambos tipos de grasa, se suele optar por una diferenciación basada más en un criterio geométrico que en un verdadero reconocimiento de la fascia. Se asume que existe adherencia entre la fascia y el musculo, esto es normalmente cierto en sujetos sanos, jóvenes y delgados. En el caso de sujetos mayores y/u obesos puede llevar a una incorrecta segmentación, ya que la fascia puede estar localizada a cierta distancia del músculo debido a un exceso de InterMAT.

No se pueden identificar todos los tipos de grasa en todas las regiones anatómicas, existe variabilidad. Ante esto cabe mencionar en el caso del abdomen se va a poder identificar tres de estos tipos, el SAT, el VAT e IMAT. En cambio, en el muslo se puede diferenciar entre SAT, InterMAT e IntraMAT.

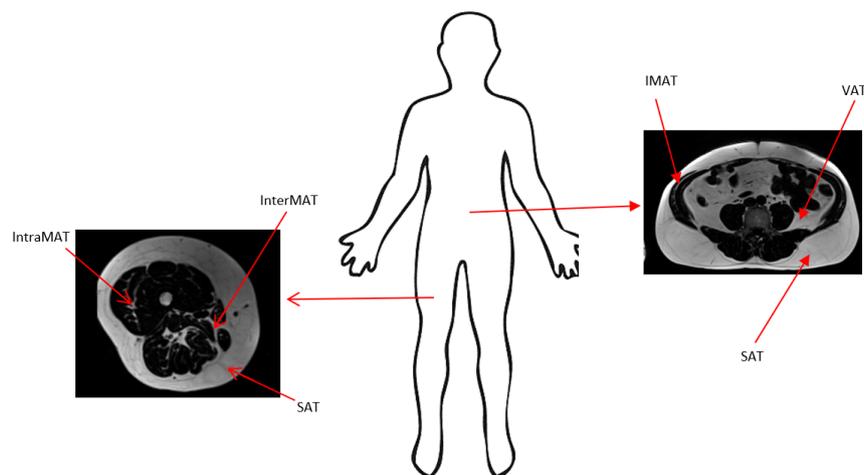


Figura 3 – Imagen explicativa de los diferentes tipos de grasa existentes en el abdomen y en el muslo

1.3. Secuencia DIXON

Se trabaja con imágenes que siguen el estándar DICOM ('Digital Imaging and Communication in Medicine'), que está reconocido mundialmente para la visualización, almacenamiento, impresión y transmisión de imágenes médicas. En concreto, se trata de imágenes obtenidas de estudios de MR adquiridos mediante la secuencia DIXON.

El método DIXON es una secuencia de MR que permite la supresión de la señal de grasa de la imagen. Para ello hace uso de las pequeñas diferencias en la frecuencia de resonancia que presentan los protones de agua y grasa, a esto se le conoce como cambio químico. Estas frecuencias están desfasadas, de modo que estos tejidos se encuentran en oposición de fase periódicamente (aproximadamente cada 2,4ms en 1,5T y cada 1,1ms en 3T).

El principio básico de esta técnica es que, durante la adquisición de las imágenes para cada vóxel se codifica la señal periódicamente a un desplazamiento fijo, que es igual al desfase de los protones de agua y grasa. Esto permite estimar la contribución de los protones de agua y de grasa a la señal durante el postprocesado, ya que al contrario que en otras técnicas de supresión de grasa, esta señal se obtiene durante el postprocesado y no durante la adquisición.

La técnica Dixon de adquisición de dos ecos o de dos puntos es una de las más utilizadas y consiste en una primera adquisición cuando los protones de grasa y de agua están en fase. Esta

señal se conoce como señal en fase [IP]. Pero también se realiza una segunda adquisición cuando los protones de agua y grasa están fuera de fase, obteniendo una señal conocida como señal de fuera de fase [OP]. Estas imágenes se pueden combinar para obtener la imagen de solo grasa, en la que no hay señal de agua (supresión de agua) y una imagen de solo agua, en la que no hay señal de grasa (supresión de grasa).

$$IP = W + F$$

$$OP = W - F$$

Donde W y F son las contribuciones de las señales de agua y grasa respectivamente. Utilizando las siguientes fórmulas se puede construir las imágenes de agua y grasa puras

$$\frac{1}{2}[IP + OP] = \frac{1}{2}[(W + F) + (W - F)] = \frac{1}{2}[2W] = W$$

$$\frac{1}{2}[IP - OP] = \frac{1}{2}[(W + F) - (W - F)] = \frac{1}{2}[2F] = F$$

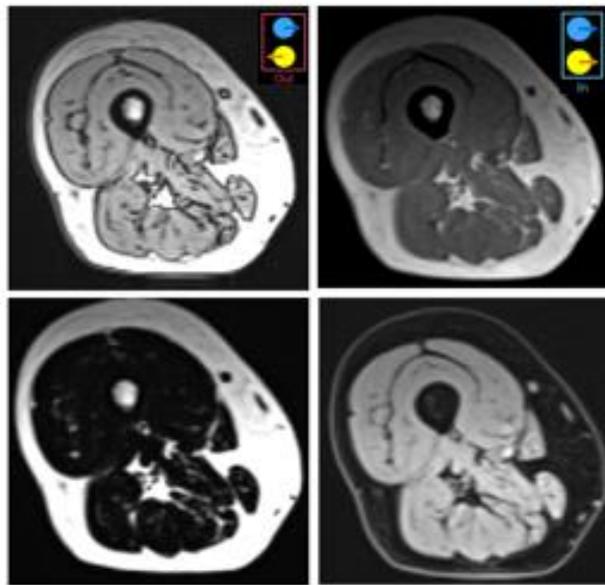


Figura 4- Imagen fuera de fase arriba a la izquierda, imagen en fase arriba a la derecha, imagen de grasa abajo a la izquierda e imagen de agua abajo a la derecha

Esta técnica tiene la ventaja de presentar una alta relación señal-ruido (SNR) y lograr una supresión homogénea de la grasa. Además, se puede combinar con otras secuencias y obtener en una sola adquisición tanto la imagen de supresión de grasa como la de no supresión de grasa.

Con las imágenes obtenidas se puede calcular la fracción grasa (FF) o imagen paramétrica, esta es la relación entre la señal de grasa de cada píxel y la suma de las señales de agua y grasa para ese mismo píxel:

$$FF = \frac{F(x, y)}{F(x, y) + W(x, y)}$$

El resultado de calcular la imagen paramétrica empleando la anterior fórmula es el siguiente:

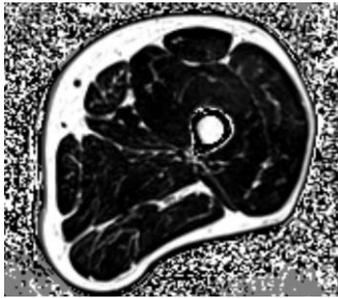


Figura 5- Imagen paramétrica de un muslo

1.4. Estado del Arte

En varios estudios se ha intentado realizar la segmentación de la zona abdominal y del muslo, utilizando para ello diferentes técnicas de segmentación y diferentes tipos de imágenes, en algunos trabajan con imágenes de MR y en otros de tomografía computarizada. Aunque en este caso son de interés aquellos artículos que trabajen con el primer tipo de imágenes.

En el caso del muslo, se han encontrado varios en los que se utilizan como base imágenes de MR. El primero que se ha estudiado es el propuesto por Orgiu [11], en el que se describe un algoritmo de segmentación automática que permite la discriminación entre el músculo esquelético y el tejido adiposo (SAT e IMAT). Las imágenes utilizadas para ello son imágenes de MR ponderadas en T1. Para lograr esta diferenciación de tejidos se utiliza un algoritmo de clusterización fuzzy c-mean y operaciones morfológicas para discriminar entre músculo, tejido adiposo y hueso. Con el fin hacer la separación entre los dos tipos de grasa, el SAT y el IMAT, hace uso de una segmentación morfológica y de contornos activos.

En la primera fila de la Figura 6 se observan las máscaras obtenidas de la clusterización, se observan las máscaras de grasa, músculo y fondo. En la segunda fila se aprecia el proceso de segmentación del hueso. En la tercera de ellas la segmentación de músculo y en la cuarta el cálculo de la máscara inicial para el cálculo de un contorno activo que permita la diferenciación del SAT y el IMAT, cosa que se puede apreciar en la última fila.

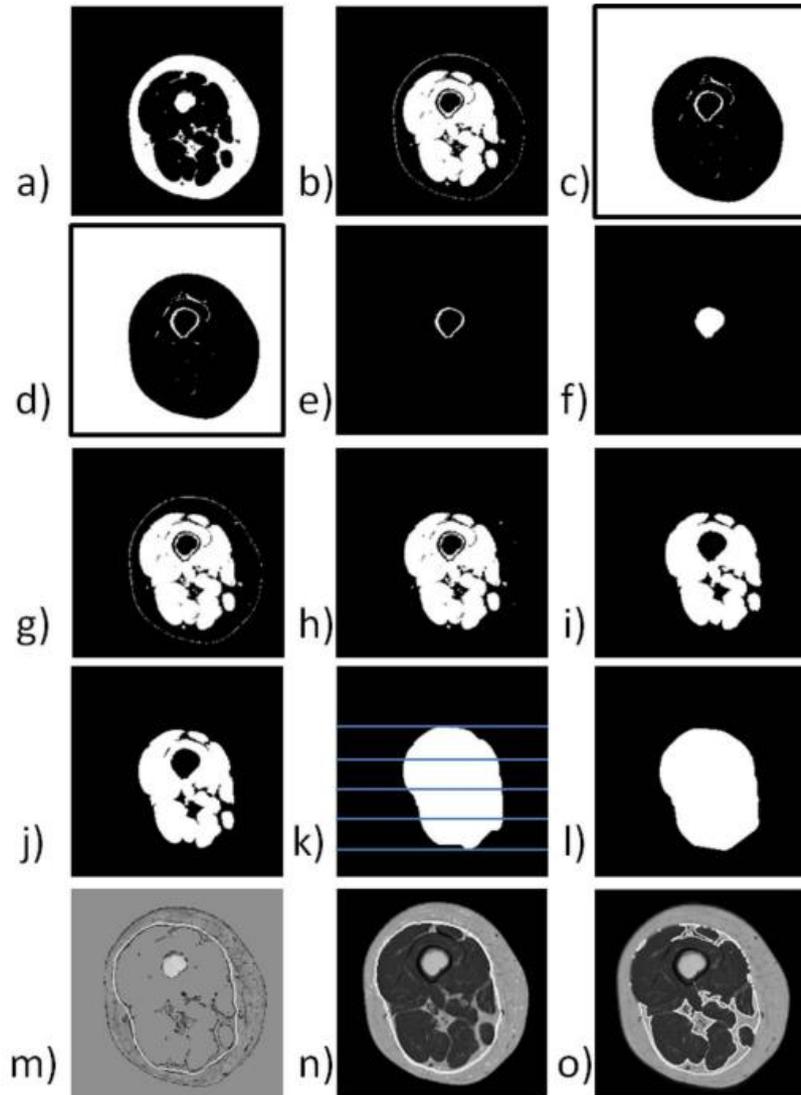


Figura 6 – Pasos siguiendo en la segmentación propuesta por Orgiu [11]

En el artículo de Mesbah [12] se describe el desarrollo de un algoritmo de segmentación automático en 3D y la realización de una valoración cuantitativa del muslo usando para ello imágenes de resonancia magnética obtenidas mediante una secuencia Dixon de individuos sanos (ND) e individuos con lesión severa de la médula espinal (SCI). En este algoritmo se hace uso de una combinación lineal de gaussianas discretas (LCDG) para obtener las máscaras del músculo, del hueso y médula ósea y la máscara de tejido adiposo. En este caso, la separación entre SAT e IMAT se hace por la combinación de la máscara de grasa y la del volumen muscular. Además, en este artículo se explica el método seguido para lograr la diferenciación de los diferentes grupos musculares, cosa que no es de interés en este TFG.

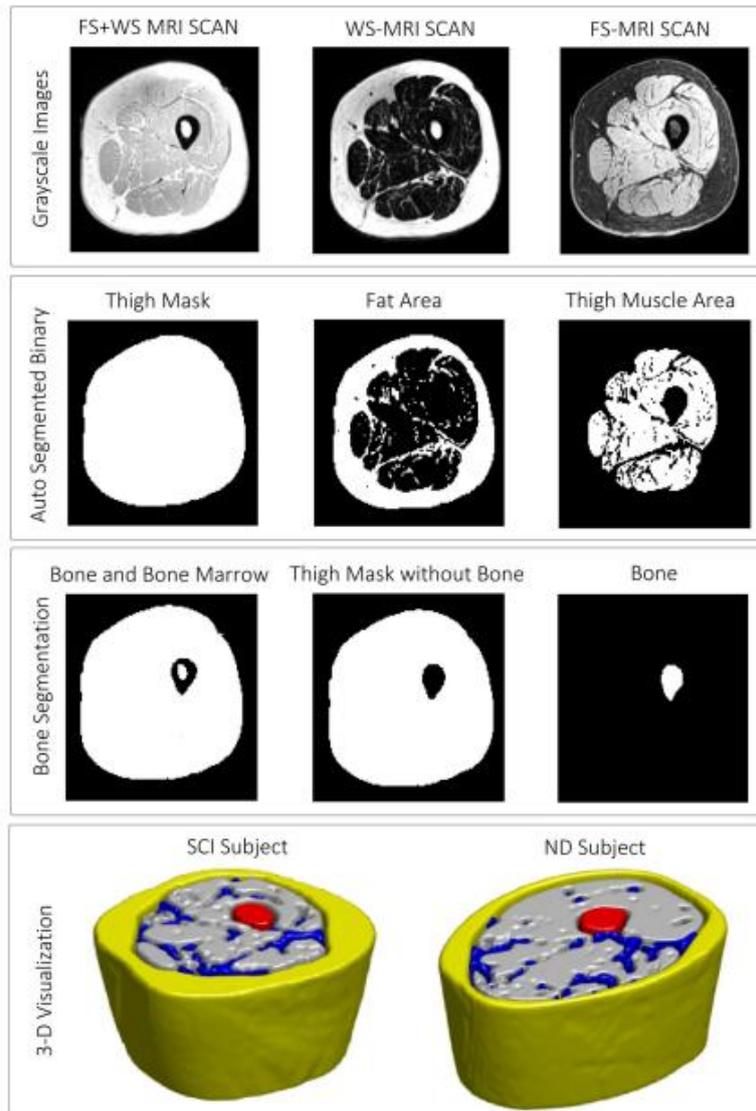


Figura 7 – Pasos seguidos en la segmentación propuesta por Mesbah [12]

Otro artículo en el que se intenta realizar una segmentación del muslo es el trabajo de Chaudry [17]. En este caso es una segmentación semiautomática en el que el objetivo principal es la determinación de la fascia lata del muslo para cuantificar el volumen de IMAT utilizando imágenes de resonancia magnética obtenidas con una secuencia Dixon. El primero de los pasos consiste en una clusterización c-means para la diferenciación del músculo, el tejido adiposo, el hueso y el fondo y los tejidos fibrosos (estos se localizan en las interfases y en el interior del SAT). Haciendo uso de este último cluster obtenido se halla la fascia lata y finalmente se hace la diferenciación entre el SAT y el IMAT haciendo uso de la fascia calculada.

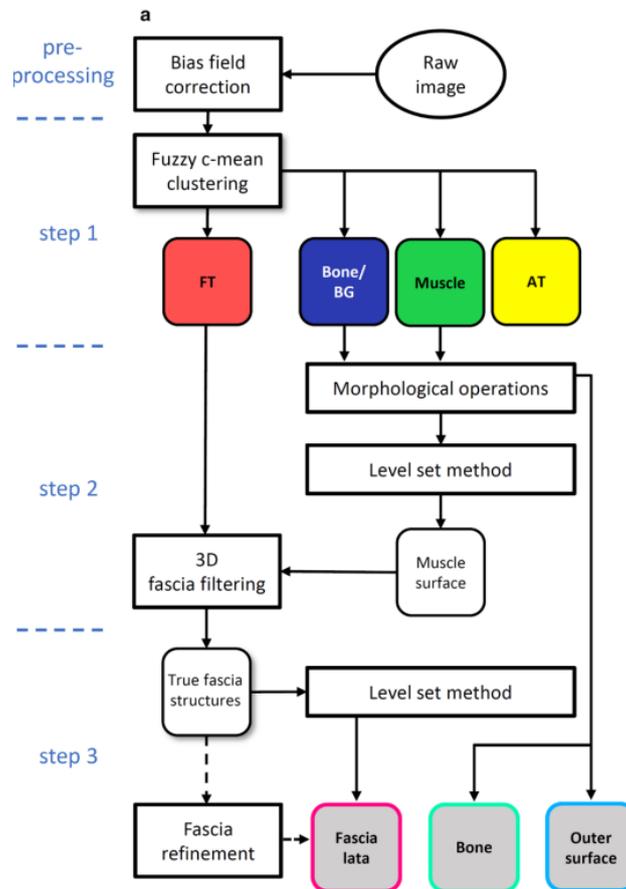


Figura 8 – Esquema de los pasos de la segmentación propuesta por Chaudry [17]

Estos artículos se han tomado como referencia para la realización de la segmentación automática del muslo. Todos ellos son similares, pues los métodos de segmentación empleados consisten en la extracción de las máscaras de grasa, musculo y fondo, a partir de las cuales se obtiene la diferenciación de cada uno de los tejidos. Además, los dos primeros proponen un método similar de diferenciación entre el SAT e IMAT, siendo este el tomado como referencia para la discriminación entre ambos tipos de grasa, dada la dificultad de diferenciación de la fascia lata.

En el caso del abdomen, Cordes [14] propone un algoritmo que permite la medida de los cambios en la SAT y VAT utilizando imágenes de resonancia magnética obtenidas con la secuencia Dixon. El primer paso consiste en la segmentación del SAT y del VAT, para lo que propone un clusterización K-means para dividir los vóxeles entre tres clases, una de aire y hueso, otra de tejido adiposo y otra de tejido no adiposo (NAT). Tras lo que se identifica la piel y el borde interior y exterior del SAT. Para diferenciar el primero de ellos utiliza contornos activos y en el caso del exterior se utiliza la máscara del tejido adiposo y un conjunto de operaciones morfológica. Tras obtener estos bordes, define el SAT y el VAT, ya que este será todo el tejido adiposo contenido dentro del borde interior del SAT.

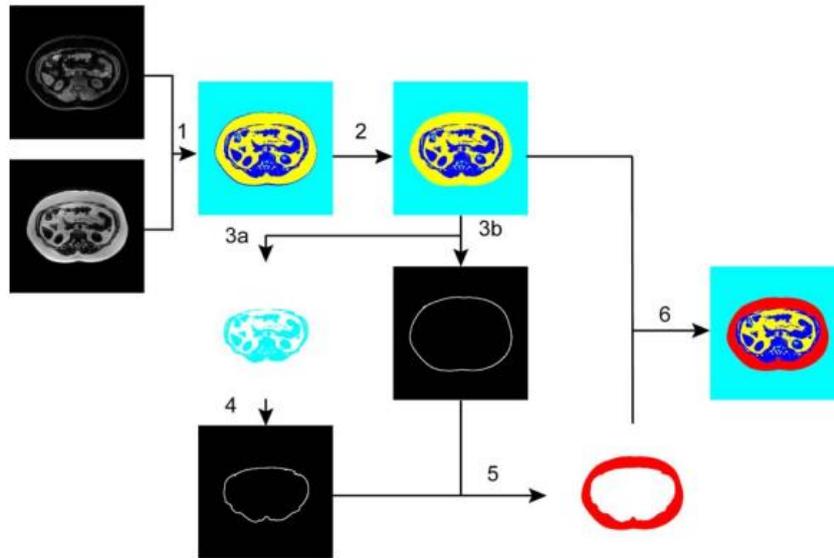


Figura 9 - Diagrama de los pasos propuestos por Cordes [14] para la segmentación del SAT, VAT y músculo

En la publicación de Hui [10] se expone una técnica de segmentación automática del SAT y el VAT basada en imágenes de resonancia magnética. Para lograr la diferenciación de los tipos de grasa se elimina la pequeña conexión existente entre el SAT y el VAT y se hace un análisis de componentes conectadas de la imagen obtenida tras esta eliminación. La imagen con la que se trabaja consiste en el resultado de una umbralización de Otsu, de modo que contiene toda la grasa (TAT). En este trabajo no solo se hace uso de la imagen de grasa obtenida con la secuencia Dixon, sino que también de una imagen de resonancia ponderada en T2.

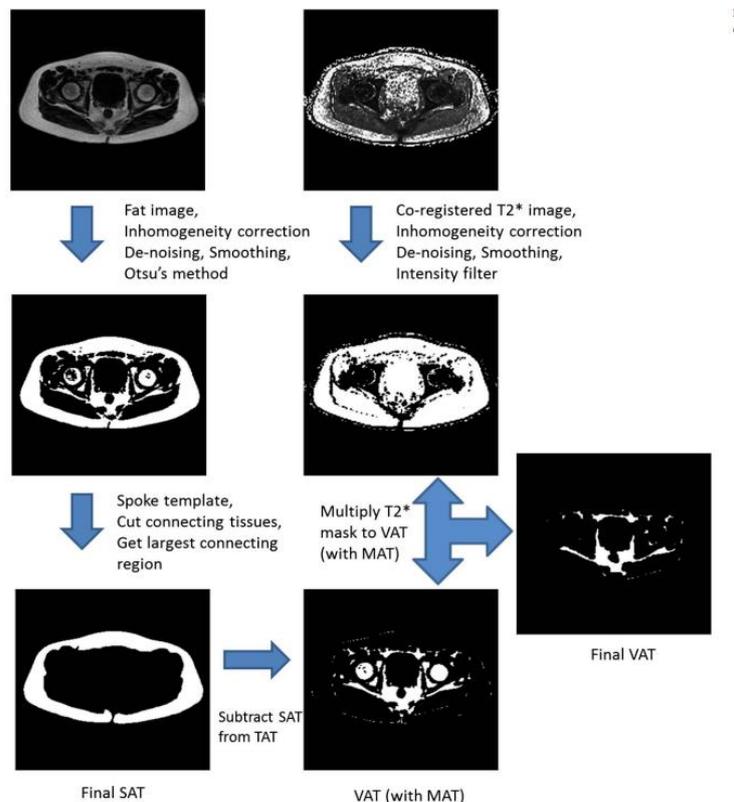


Figura 10 – Pasos seguidos para la segmentación del SAT y VAT en la publicación de Hui [10]

En la publicación de Sadananthah [18], además de la diferenciación entre el SAT y el VAT, también se busca la discriminación entre el tejido adiposo subcutáneo superficial (SSAT) y el profundo (DSAT). Para conseguir esta segmentación del SAT se localiza la fascia superficial, que se puede identificar como una pequeña variación en los niveles de intensidad del SAT. De modo que el SSAT es el tejido adiposo que está por fuera de esta fascia y el DSAT el que está por dentro.

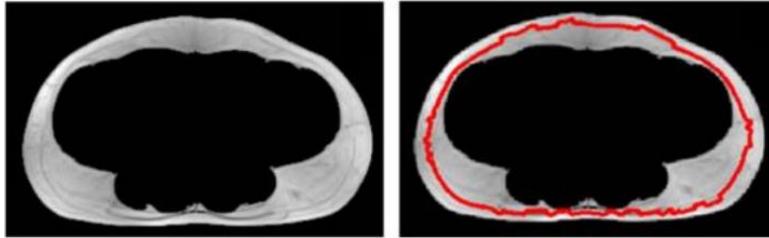


Figura 11 - Localización de la fascia abdominal

En todos estos artículos, se acaba proponiendo una diferenciación del VAT y del SAT basada en que el primer tipo de grasa es toda aquella contenida dentro el contorno interior del SAT.

2. Segmentación

Una vez mencionado el material que se emplea, se procede a explicar en qué consiste la segmentación que se va a realizar. En primer lugar, se explicará la metodología empleada por la librería de segmentación para llevar a cabo el procesado del abdomen y del muslo. Se continuará con la explicación de la interfaz y de los pasos necesarios para poder obtener la segmentación en la extensión y finalmente se explicarán los descriptores que se van a utilizar para hacer un análisis de los resultados obtenidos.

2.1. Abdomen

Para la segmentación del abdomen se ha implementado un algoritmo que permite la diferenciación de los siguientes tejidos; piel, SAT, IMAT, músculo, hueso, VAT y otros tejidos, dentro de este último grupo se incluyen órganos como el intestino.

Se trata de una segmentación semiautomática, es decir, el usuario debe realizar el marcado manual de la zona del VAT. El resultado de este paso se utiliza como una máscara inicial que la librería toma junto con la imagen de agua y grasa a modo de volúmenes de entrada. Una vez realizado este paso el proceso ya es totalmente automático.

El primer paso consiste en la creación de una máscara con la forma del abdomen a segmentar, es decir, con la región de la imagen que interesa segmentar, ya que en muchas de ellas aparecen los brazos del paciente. Para lograrlo se hace uso de una umbralización utilizando el método de 'Otsu', que busca el umbral global óptimo basándose en el histograma de la imagen. Y se hace uso de limpiezas morfológicas, un 'convex hull' o envolvente convexa de la imagen y contornos activos para adecuarse al contorno exterior del abdomen. Se utilizan contornos activos geodésicos (GAC), en concreto 'level sets', que se basan en la minimización de una función de energía. Esta función incluye tanto características geométricas como características del borde de la imagen.

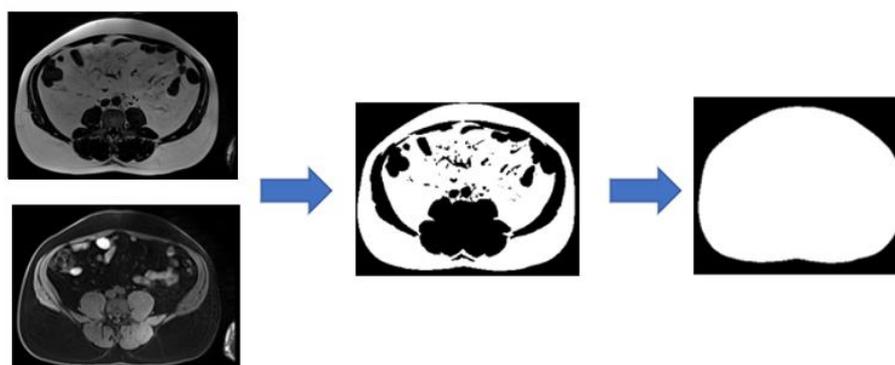


Figura 12 – Creación de la máscara de la región de la imagen a segmentar

El segundo paso consiste en el cálculo de la máscara que va a contener el VAT y los órganos a los que rodea esta grasa. En este paso se hace uso de la máscara definida manualmente por el usuario y de contornos activos anteriormente descritos.

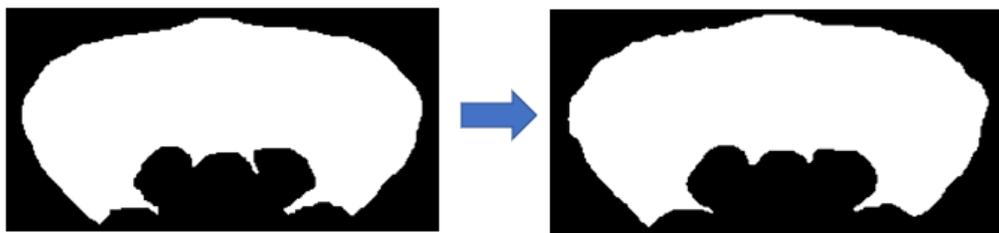


Figura 13 – Aplicación de contornos activos a la máscara realizada manualmente por el usuario

Tras obtener estas máscaras se realiza un clusterización o agrupación de píxeles de la imagen de la fracción grasa. Esta clusterización consiste en una clasificación no supervisada de los datos haciendo uso del método K-Means. La imagen utilizada para la realización de esta separación de los tejidos es la fracción grasa. Esta clusterización se hace por grupos de ‘slices’ o cortes de la imagen de MR, el número que forma cada uno de ellos es elegido por el usuario, se trata de un parámetro de entrada. Aunque en el caso de que se desee segmentar algún extremo de la imagen este número de cortes pasa a ser uno, ya que estas zonas tienen una gran inhomogeneidad. De este modo se consigue evitar malas agrupaciones de píxeles. Además, la primera inicialización de los centroides no se hace de forma arbitraria, sino que se le proporcionan unos centroides iniciales para evitar casos en los que una mala inicialización de estos parámetros de lugar a una segmentación errónea. Los centroides iniciales que se proporcionan a la función representan aproximadamente el nivel de gris medio de cada uno de los clusters que se quiere formar, para así intentar garantizar que se va a etiquetar los vóxeles en las tres clases que se busca y no en otras diferentes.

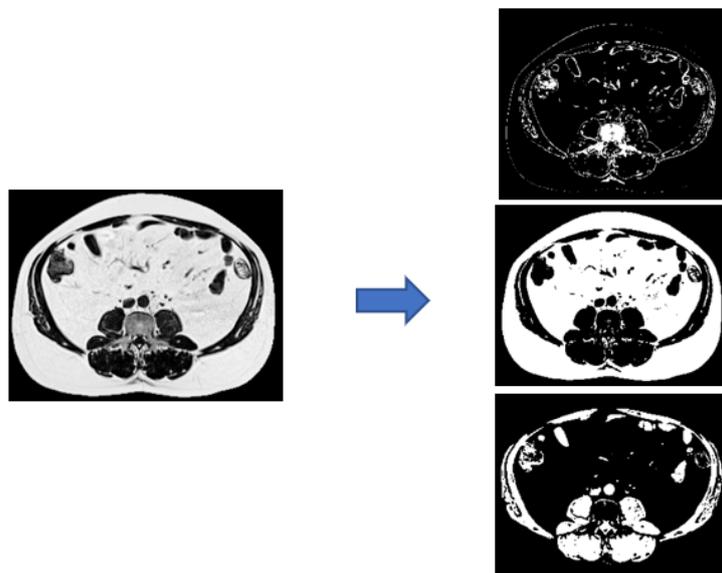


Figura 14 – Resultados de la clusterización de la imagen paramétrica

En este proceso de clusterización se agrupan los píxeles en tres conjuntos o clusters, uno con la componente grasa de la imagen, otro con los músculos y órganos y un tercer cluster con los huesos y el fondo.

El siguiente paso consiste en el cálculo de una máscara de la zona contenida por el contorno interior del SAT. Para lo que en primer lugar se obtiene la máscara del SAT, y tras ello se utiliza

dicha máscara, los resultados de la clusterización, una envolvente convexa y contornos activos para obtener la máscara que se buscaba. El interés de esta máscara radica en que es la que se va a utilizar para hacer la separación entre los tipos de grasa. Toda la grasa contenida en esta máscara será IMAT o VAT y la que queda en el exterior será SAT.

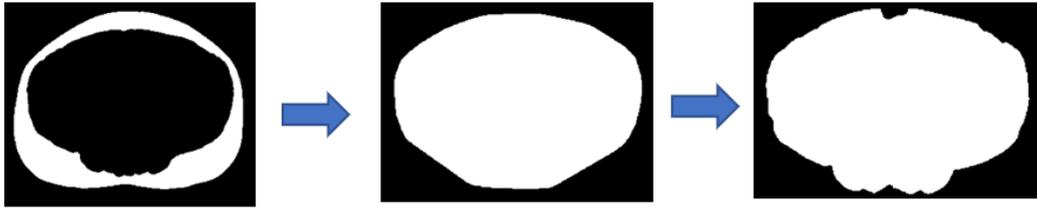


Figura 15 – Creación de la máscara de la zona interior del SAT

Una vez llegado a este punto se procede a la combinación de las máscaras existentes para diferenciar cada una de las partes del abdomen. Si se desea conocer estas combinaciones se puede consultar el código, donde están detalladas.

Como resultado final se obtiene una segmentación con los siguientes componentes:

- Músculo
- VAT
- SAT
- IMAT
- Hueso
- Piel
- Otros tejidos, que representa a los órganos localizados en el abdomen, como es el intestino y a los grandes vasos que se encuentran en esta zona, como es la arteria Aorta.
- Edema y vasos sanguíneos, teniendo en cuenta que engloba a los pequeños vasos localizados en la zona exterior del abdomen.
- Aire, en esta componente se encuentran aquellas partes de la imagen que no se pueden clasificar como otro tejido ni como VAT. Poseen un nivel de gris intermedio a ambas clases. Son zonas en las que se mezcla el intestino con la grasa y no se puede hacer una clara diferenciación.

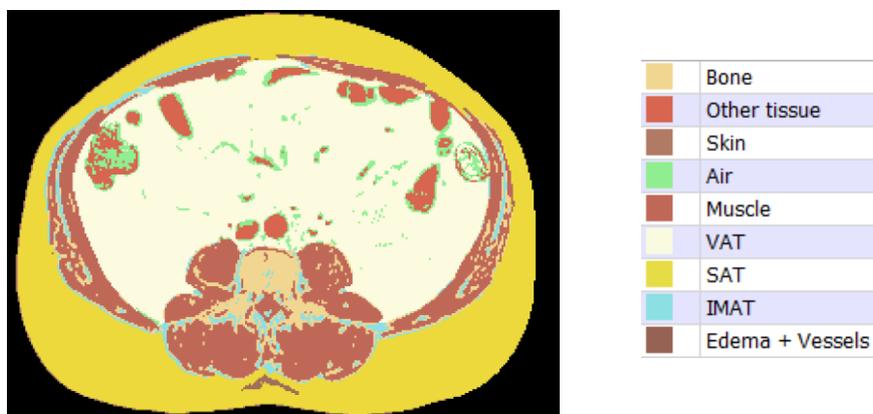


Figura 16 - Segmentación de un abdomen y código de colores

2.2. Muslo

Para realizar la segmentación del muslo, se realiza un proceso similar al realizado en la segmentación del abdomen. Además, las funciones empleadas para la clusterización y realizar los contornos activos son las mismas.

El primer paso consiste en la realización de un ajuste gamma de las imágenes de agua y de grasa, con el fin de hacer un aclaramiento de la imagen. Tras ello y utilizando las imágenes aclaradas se realiza una clusterización tipo K-Means, de igual forma a la realizada en la segmentación del abdomen anteriormente mencionada. Con ello se consigue la segmentación de las imágenes, obteniéndose una imagen con la componente de grasa y la médula, otra con el músculo y finalmente otra con el fondo y el hueso.

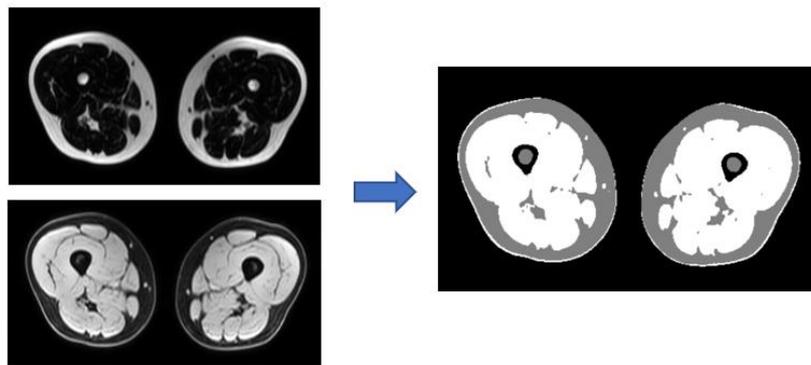


Figura 17 – Resultado de la clusterización. Cada uno de los clusters formados está representado en un color (blanco, gris y negro)

Los resultados de esta clusterización se utilizan para hallar dos máscaras binarias, una de la forma de los muslos, pero con la zona del hueso en negro. Y otra máscara que es similar, se trata de una máscara de toda la región de los muslos, de toda la región que se desea segmentar

La segunda de ellas se utiliza para realizar la separación de los muslos. Esta diferenciación del muslo derecho e izquierdo se basa en el cálculo de un mapa de distancias y de una segmentación 'watershed'. Una vez obtenidos estos resultados, mediante un análisis de centroides se identifica cual es el muslo izquierdo y derecho del paciente, ya que esto no coincide con la derecha e izquierda de la imagen.

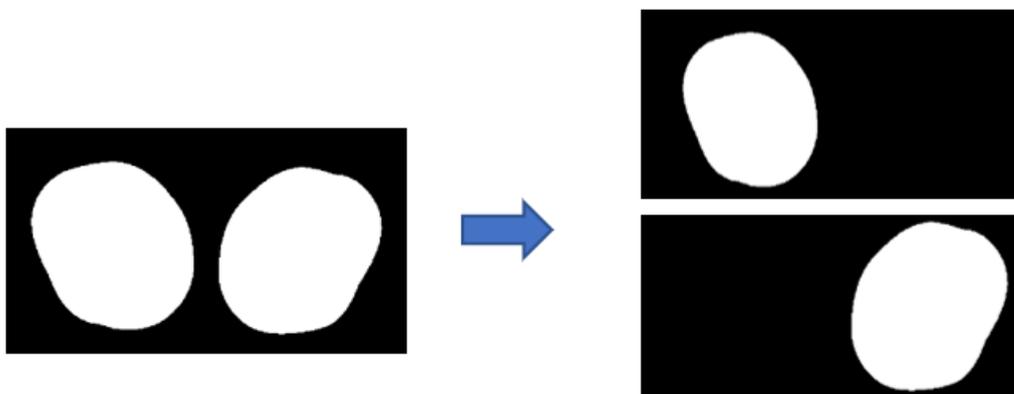


Figura 18 - Proceso de separación de los muslos

También se realiza la identificación de los muslos que están incompletos. Esto es de especial interés ya que, en muchas ocasiones, especialmente en el caso del muslo de personas obesas, ambos muslos no camben en el campo de visión o 'Field of View' (FoV) de la resonancia. En estos casos, se suele priorizar el muslo izquierdo frente al derecho, de modo que se tiende a sacar dicho muslo completo y cortar el derecho. Los resultados obtenidos en la segmentación de los muslos incompletos no son precisos ya que cambian las características de la imagen de modo que pueden llevar a resultados erróneos en el proceso de segmentación.

Una vez se han separado ambos muslos, se realiza la segmentación de cada uno de ellos. En primer lugar, se halla la segmentación del hueso y de la médula ósea, para lo que utiliza la primera de las máscaras calculadas en la primera clusterización del proceso de segmentación. Para hallar médula ósea y el hueso se hace uso principalmente de operaciones morfológica y de la combinación de dicha máscara.

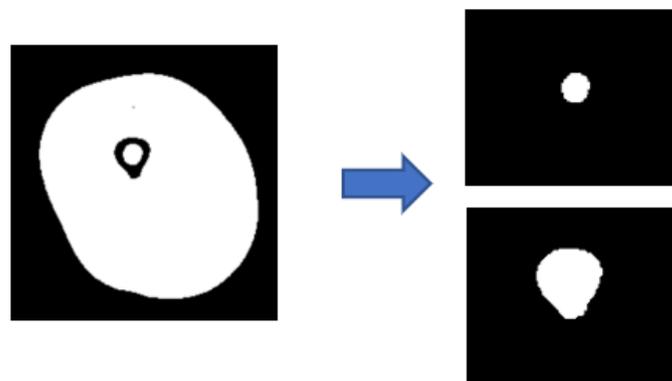


Figura 19 - Proceso de segmentación del hueso y de la médula

Una vez halladas estas máscaras se realiza otra clusterización, esta vez usando la imagen de la fracción grasa como base. El fin de este paso es conseguir dividir la imagen en tres clusters, uno con la componente grasa de la imagen, otro con el musculo y un último cluster con el fondo y otras componentes como la piel o IntraMAT.

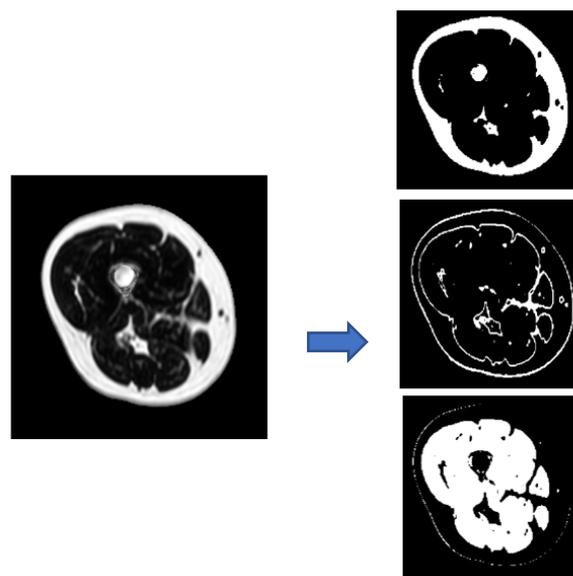


Figura 20 – Resultados de la clusterización de la imagen paramétrica

El siguiente paso consiste en la diferenciación del SAT y el InterMAT, para lo que se utiliza una envolvente próxima al paquete muscular dada la dificultad en la identificación de la fascia lata. Para obtener esta envolvente se aplica un 'convex hull' al paquete muscular y el resultado se utiliza como inicialización en un contorno activo. El fin de esto es que dicha envolvente se adapte a la forma de los músculos. Una vez obtenido el resultado se considera que toda la grasa contenida dentro de la envolvente es InterMAT y la que queda por fuera es SAT



Figura 21 – Proceso de creación de la envolvente que divide el SAT del InterMAT

Al igual que en el caso del abdomen, a partir de la combinación de las máscaras calculadas se consigue la diferenciación de cada una de las diferentes partes. Si se desea conocer en detalle estas combinaciones se puede consultar el código de la librería.

Como resultado final se obtiene una segmentación con los siguientes componentes:

- Musculo
- InterMAT
- IntraMAT
- SAT
- Hueso
- Médula ósea
- Vasos sanguíneos
- Piel

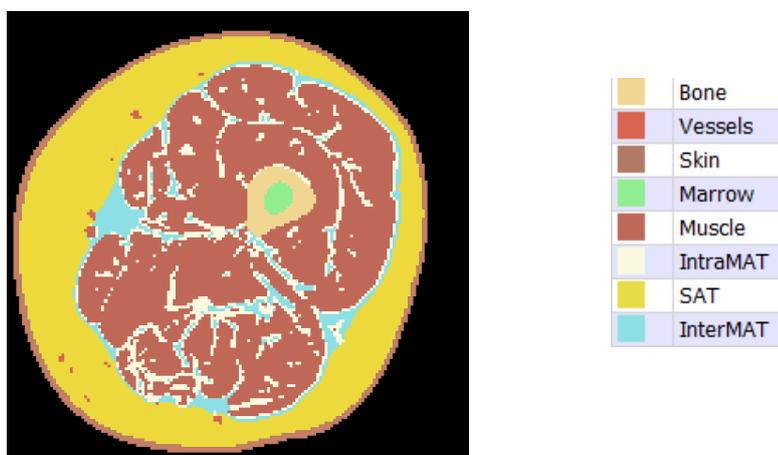
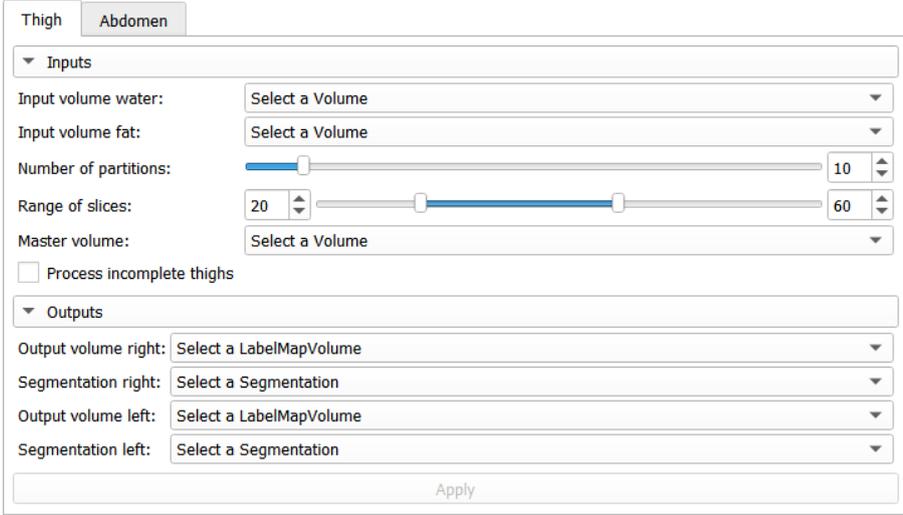


Figura 22 – Segmentación del muslo y código de colores

2.3. Extensión de 3D Slicer

La librería de segmentación anteriormente explicada se ha utilizado para el desarrollo de una extensión en 3D Slicer. Esta es una aplicación gratuita, de código abierto y multiplataforma utilizada para la investigación de imágenes médicas. Además, permite hacer uso de extensiones desarrolladas por otros usuarios y que pueden ser de utilidad para el procesamiento de las imágenes o la obtención de resultados cuantitativos. La ventaja que ofrece la obtención de métricas es que los estudios pasan a ser más objetivos que los cualitativos al reducirse la variabilidad inter-usuario.

Se ha tratado de que la interfaz diseñada sea lo más sencilla posible, en la que para ambos casos como entradas o 'inputs' hay que introducir las imágenes de agua y grasa y una serie de parámetros como es el rango de la imagen que se desea segmentar o el número de particiones, que como se ha indicado anteriormente se utiliza en las clusterizaciones. Además, en el caso del muslo da la posibilidad de elegir si se desea o no realizar la segmentación de los muslos incompletos, ya que los resultados obtenidos en estos casos no son precisos. Y en el caso del abdomen, también solicita la entrada del marcado manual que debe realizar el usuario.



The image shows a software interface for a 3D Slicer extension. At the top, there are two tabs: 'Thigh' and 'Abdomen'. Below the tabs is a section titled 'Inputs' with a dropdown arrow. Under 'Inputs', there are several controls: 'Input volume water:' and 'Input volume fat:' are dropdown menus, both currently showing 'Select a Volume'. 'Number of partitions:' is a slider with a blue bar and a numeric input field set to '10'. 'Range of slices:' is a slider with a blue bar and numeric input fields set to '20' and '60'. 'Master volume:' is a dropdown menu showing 'Select a Volume'. There is also a checkbox labeled 'Process incomplete thighs' which is currently unchecked. Below the 'Inputs' section is another section titled 'Outputs' with a dropdown arrow. Under 'Outputs', there are four dropdown menus: 'Output volume right:' (Select a LabelMapVolume), 'Segmentation right:' (Select a Segmentation), 'Output volume left:' (Select a LabelMapVolume), and 'Segmentation left:' (Select a Segmentation). At the bottom of the interface is an 'Apply' button.

Figura 23 – Interfaz de la extensión

Para la realización de este marcado manual se hace uso del editor de segmentos de 3D Slicer. En el caso de querer hacer la segmentación de un único slice se hace el marcado manual del mismo. Pero si se desea hacer una segmentación en 3D, es decir, de un mayor número de cortes de la imagen de MR, no es necesario hacer el marcado manual de todos ellos, solo hay que hacerlo del primer y último corte. Aunque se recomienda hacer un marcado manual de algún corte intermedio en caso de que la anatomía de abdomen cambie para evitar posibles fallos.

Una vez se han realizado los marcados en los slices seleccionados se hace uso de la función que ofrece esta herramienta de crecimiento entre slices, de modo que se hace una interpolación entre los marcados manuales, obteniendo una máscara de la región de interés (ROI).

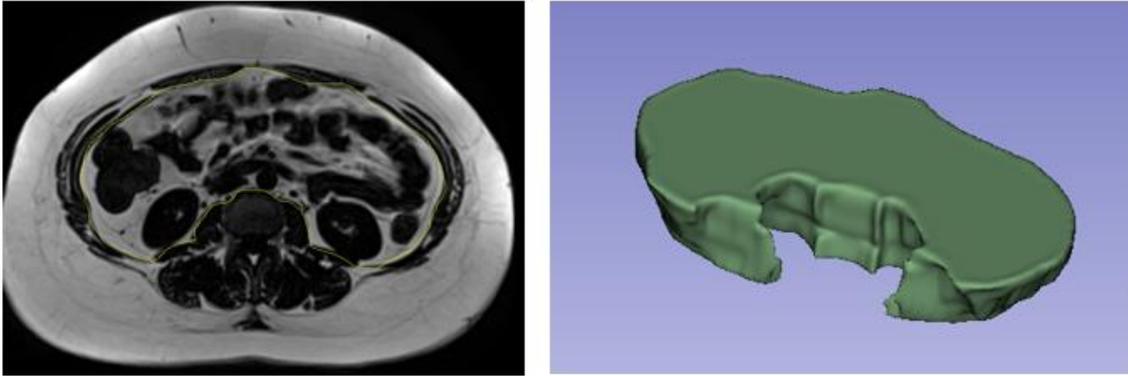


Figura 24 – A la izquierda, un ejemplo del marcado manual que debe realizar el usuario. A la derecha un ejemplo de la máscara en 3D creada como resultado del marcado manual

La extensión proporciona dos tipos de salidas, una es un labelmap, que permite la realización de métricas gracias a la utilización de otra extensión de 3D Slicer, esta se llama Radiomics [22]. Esta extensión permite la obtención de características de la imagen haciendo uso de la librería pyradiomics. Este análisis permite obtener parámetros de interés como el volumen o el área de cada una de las partes de la segmentación.

El otro tipo de salidas que proporciona la extensión es una segmentación, esta permite hacer reconstrucciones en 3D de la misma y la edición de cada una de las partes, para lo que se hace uso de una herramienta de 3D Slicer, del editor de segmentos.

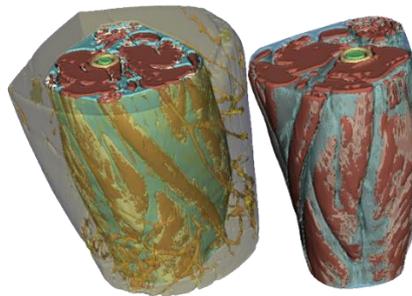


Figura 25 – Ejemplo en 3D de una segmentación

2.4. Descriptores

Para analizar los resultados obtenidos de la segmentación se ha utilizado las siguientes herramientas:

2.4.1. Coeficiente Dice (DSC)

El coeficiente Dice es un índice de medida de solapamiento o similitud entre dos grupos de muestras, la segmentación obtenida y un 'ground truth', que en este caso es una segmentación que se sabe está bien realizada y no tiene fallos.

Este coeficiente se calcula como:

$$DSC(A, B) = \frac{2 |A \cap B|}{|A| + |B|}$$

Donde $|A \cap B|$ representa la intersección entre los dos grupos de muestras y $|X|$ representa la cardinalidad del conjunto de muestras.

Aunque también se puede calcular como en términos de verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN):

$$DSC = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot (TP + FP + FN)}$$

Los valores que puede tomar el índice se encuentran entre 0, que indica el nulo solapamiento entre las muestras y 1, que indica el perfecto solapamiento.

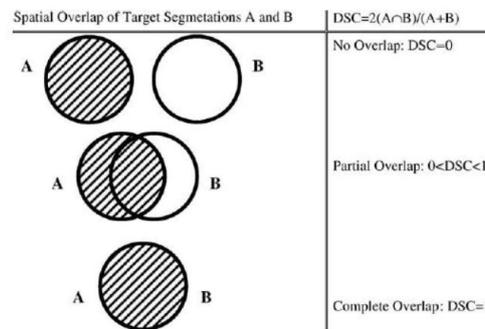


Figura 26 – Interpretación del coeficiente Dice

2.4.2. Matriz de confusión

Se trata de una herramienta que permite la evaluación del rendimiento de la librería de segmentación. Las filas de la matriz representan cada una de las clases del ‘ground truth’ y las columnas las clases de la segmentación obtenida por la librería.

Esta matriz permite conocer la cantidad de predicciones correctas e incorrectas y en el caso de las incorrectas con qué clase se están confundiendo. Es decir, relaciona la segmentación realizada por el algoritmo con los resultados correctos que deberían obtenerse.

Se va a trabajar con una matriz de confusión normalizada, es decir, que solo toma valores comprendidos entre 0 y 1. De modo que el valor 0 indica que no existe ninguna combinación entre esa fila y columna. La normalización empleada ha sido por filas, es decir, se ha dividido cada uno de los valores de la matriz entre la suma de todos los valores de la fila a la que pertenecen.

3. Resultados

Como se ha mencionado anteriormente, para hacer una valoración de los resultados obtenidos de la librería de segmentación, se van a comparar dichos resultados con unas segmentaciones realizadas de forma manual, unos 'ground truth'. Tanto para el análisis de los resultados obtenidos del procesado del abdomen como del muslo se han utilizado imágenes bidimensionales, es decir, un solo corte de la imagen de MR. Para hacer la interpretación de esta comparación se va a utilizar el coeficiente Dice, que es un medidor del solapamiento de ambas segmentaciones y la matriz de confusión que va a permitir conocer con qué tejido se está confundiendo cada uno de los vóxeles mal segmentados.

En los 'ground truth' aparece una nueva clase que en las segmentaciones obtenidas de la librería no aparece, es una clase de incertidumbre o duda. En ella se han agrupado los píxeles que no se tenía claro a qué clase pertenecían.

3.1. Abdomen

Se ha realizado la comparación de seis abdómenes con sus respectivos 'ground truth'. Estos seis abdómenes pertenecen a pacientes diferentes y cada una de las imágenes seleccionada para hacer este análisis es de una altura, comprendida entre L4-L5 y L2, diferente. Al haberse seleccionado alturas diferentes en cada una de las imágenes, en algunas de ellas habrá vértebra y en otras disco intervertebral.

Los resultados de los coeficientes Dice obtenidos son los siguientes:

Paciente	Resultados
102_10	0,9019
111_7	0,9075
121_24	0,9096
133_18	0,9071
166_3	0,9229
E0001_38	0,9028
MEDIA	0,9086
MEDIANA	0,9073
DESVIACIÓN	0,0069

Tabla 1 – Coeficiente Dice de los abdómenes

Como se puede ver en la tabla 1, en todos los abdómenes analizados los coeficientes Dice obtenidos son mayores 0,9, estando la mediana de todos ellos próxima a 0,91. Esto es un indicador de que la segmentación obtenida de la librería creada es bastante precisa. También se ha calculado la desviación estándar de estos coeficientes, siendo esta igual a 0,0069, lo que indica que la variación de los resultados es pequeña y que la herramienta es robusta, pues consigue hacer una segmentación igual de buena independientemente de las imágenes que se utilicen.

En la tabla 2 se puede ver de forma más detallada los coeficientes Dice obtenidos de cada uno de los tejidos de la segmentación.

Paciente	Bone	Other Tissue	Skin	Air	Muscle	VAT	SAT	IMAT	Edema+Vessels	Doubt
102_10	0,5215	0,9954	0,2959	0,9816	0,9304	0,9870	0,9763	0,4926	-	0,0000
111_7	0,0597	0,9993	0,2655	0,9978	0,8721	0,9907	0,9650	0,6462	0,0045	0,0000
121_24	0,5365	0,9875	0,3173	0,9900	0,9229	0,9903	0,9828	0,5936	0,8763	0,0000
133_18	0,0540	0,9945	0,5405	0,9950	0,8884	0,9901	0,9671	0,5538	0,6838	0,0000
166_3	0,6739	0,9944	0,3711	0,9789	0,9429	0,9682	0,9930	0,4960	1,0000	0,0000
E0001_38	0,4166	0,9913	0,4894	0,9870	0,8236	0,9823	0,9826	0,5645	1,0000	0,0000
MEDIA	0,3771	0,9937	0,3799	0,9884	0,8967	0,9848	0,9778	0,5578	0,7129	0,0000
MEDIANA	0,4691	0,9945	0,3442	0,9885	0,9057	0,9886	0,9795	0,5592	0,8763	0,0000
DESVIACIÓN	0,2384	0,0036	0,1016	0,0067	0,0408	0,0079	0,0097	0,0536	0,3726	0,0000

Tabla 2 – Coeficiente Dice de cada uno de los tejidos de la segmentación

Se observa que los resultados del hueso, la piel y el IMAT son mucho más bajos que los del resto de tejidos y que el resultado global de cada una de las imágenes. Esto se debe, en el caso de la piel a que en muchos casos esta presenta muy bajo contraste y es muy difícil diferenciarla del fondo. Además, algunas de las imágenes analizadas presentaban artefactos derivados de la respiración, lo que dificulta aún más la identificación de la piel.

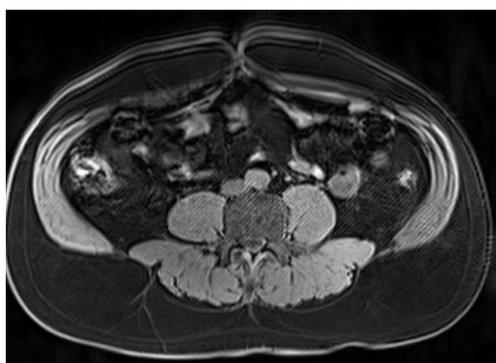


Figura 27 – Ejemplo de una imagen con artefacto producido por la respiración

El bajo coeficiente Dice en el caso del IMAT se debe a que, en las zonas laterales de la imagen, este tejido, junto con el músculo se confunde con hueso, de ahí también el bajo coeficiente del hueso. Esta confusión se da en zonas en las que en la imagen de grasa puede parecer que los vóxeles pertenecen al IMAT, pero en la imagen de agua son músculo. Se trata de zonas que en la imagen de grasa presentan un nivel intermedio entre los otros niveles de gris del IMAT y los niveles de músculo. Este nivel de gris intermedio es muy similar al del hueso, de ahí la confusión.

En casos como los de los pacientes 133_18 y el paciente 111_7, los valores del hueso son tan bajos porque se trata de imágenes en las que no hay vértebra, por tanto, la única componente del hueso que se detecta es aquella que se hace erróneamente en las zonas laterales anteriormente mencionadas.

Pero si se observan los otros tejidos se puede comprobar que la segmentación de estos es realmente buena, llegando a ser casi perfectas, como es el caso del VAT, SAT u otros tejidos. La obtención de esta buena diferenciación del SAT y del VAT es especialmente interesante, ya que el principal objetivo a cumplir en la segmentación del abdomen era lograr esta diferenciación entre estos tipos de grasa junto con una buena segmentación del músculo.

Para el cálculo de los coeficientes Dice de la imagen completa se ha ponderado el coeficiente de cada uno de los tejidos con el peso que presenta dicho tejido en la imagen global. A

continuación, en la tabla 3, se puede observar la contribución de cada uno de los tejidos a la imagen global.

Paciente	Bone	Other Tissue	Skin	Air	Muscle	VAT	SAT	IMAT	Edema+Vessels	Doubt
102_10	0,0248	0,1382	0,0276	0,0500	0,2013	0,2733	0,2306	0,0244	-	0,0298
111_7	0,0036	0,1224	0,0251	0,0640	0,1624	0,3387	0,2284	0,0260	0,0000	0,0293
121_24	0,0224	0,0344	0,0260	0,0296	0,1728	0,3564	0,3026	0,0246	0,0017	0,0293
133_18	0,0040	0,0326	0,0309	0,0354	0,1816	0,2572	0,4019	0,0298	0,0019	0,0246
166_3	0,0244	0,1086	0,0311	0,0533	0,1263	0,1231	0,4936	0,0117	0,0005	0,0274
E0001_38	0,0181	0,0909	0,0307	0,0578	0,1145	0,1424	0,4839	0,0354	0,0034	0,0229
MEDIA	0,0162	0,0879	0,0286	0,0483	0,1598	0,2485	0,3568	0,0253	0,0015	0,0272
MEDIANA	0,0181	0,0909	0,0286	0,0500	0,1624	0,2572	0,3568	0,0253	0,0016	0,0274
DESVIACIÓN	0,0084	0,0379	0,0023	0,0112	0,0281	0,0823	0,1016	0,0067	0,0011	0,0024

Tabla 4 – Contribución de cada uno de los tejidos a la imagen global

Como se puede ver en la tabla 4, la contribución media del hueso a la imagen es del 1,62%, la del IMAT del 2,53% y la de la piel del 2,86%. Dado que estos tejidos tienen un peso muy bajo en la imagen, sus coeficientes tampoco afectan en gran medida al coeficiente de la imagen completa. De ahí, que, aunque estos tejidos presenten un bajo coeficiente Dice el de la imagen global sea mayor a 0,9.

Observando esta tabla, se puede comprender el especial interés en lograr una buena segmentación del músculo, SAT y VAT, ya que estos tejidos son los que más peso tienen en la imagen global. Estos tres tejidos forman de media el 76,48% de la imagen.

A continuación, se muestra la matriz de confusión obtenida de la comparación de la segmentación obtenida y de los 'ground truth'

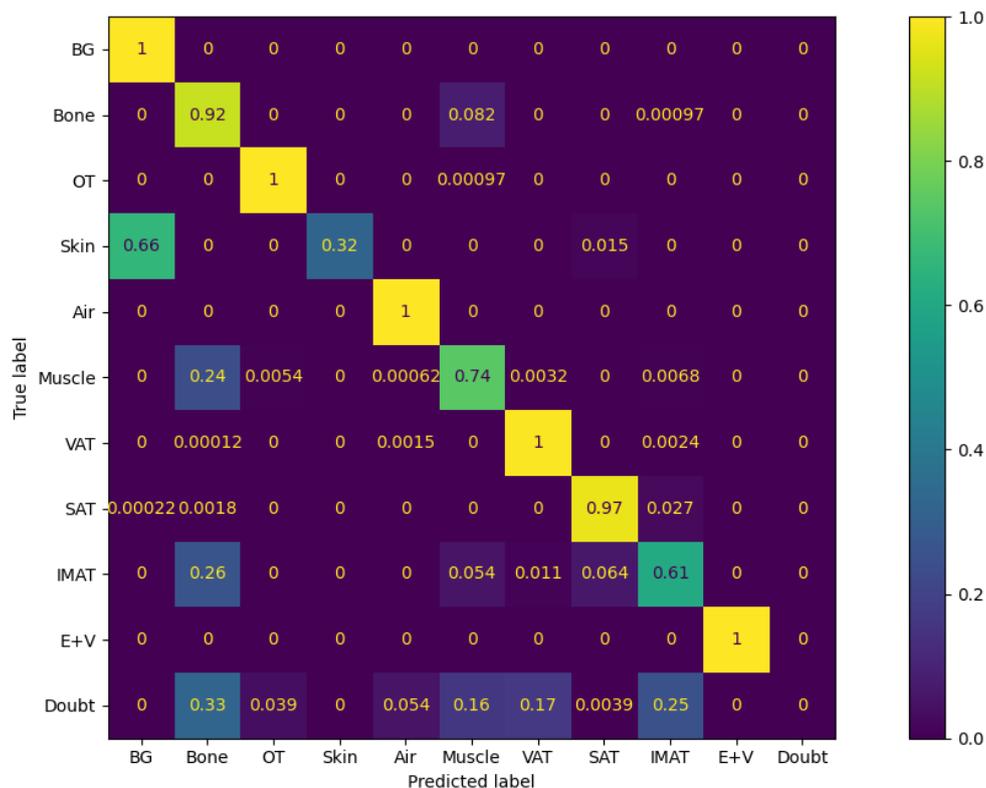


Figura 28 – Matriz de confusión normalizada del abdomen

Como se puede observar en la Figura 28, el 66% de la piel se confunde con el fondo, esto es debido al bajo contraste que presenta la imagen en estas zonas, que impide su identificación. Y en el 1,5% de los casos se confunde con SAT, esto es debido a los artefactos producidos por la respiración mencionados anteriormente.

Otro de los valores que llama la atención de la matriz de confusión es el IMAT, que presenta un valor bajo porque en el 26% de los casos se confunde con hueso, cosa que se ha explicado anteriormente. Y finalmente, el otro valor más bajo de la matriz es el del músculo, esto se debe al igual que el IMAT, a su confusión con hueso.

3.2. Muslo

Para el análisis de los resultados obtenidos en la segmentación del muslo se ha utilizado veinticinco imágenes bidimensionales, de muslos de diferentes pacientes. Estas imágenes se han seleccionado tomando diferentes alturas del muslo, para comprobar la correcta segmentación en todo el muslo y no solo en una parte del mismo. Aunque se han elegido veinticinco pacientes, en verdad se ha trabajado con cincuenta imágenes ya que se ha realizado el análisis de cada uno de los muslos por separado.

Se hizo un primer estudio de los resultados del coeficiente Dice de cada uno de los tejidos y del muslo completo. Al igual que en el abdomen para el cálculo del coeficiente Dice de la imagen completa se ha ponderado cada uno de los coeficientes de los tejidos según su contribución a la imagen [Tabla 9]. Los resultados obtenidos para el muslo derecho son los siguientes;

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IntraMAT (6)	SAT (7)	InterMAT (8)	Doubt (9)	Result
HV001_3_33	0,9990	0,1818	0,9915	1,0000	0,9860	0,5981	0,9352	0,8908	0,0000	0,9283
HV002_3_46	1,0000	0,9249	0,9974	1,0000	0,9801	0,5078	0,9666	0,9421	0,0000	0,9284
HV003_3_40	0,9935	0,6512	0,9859	1,0000	0,9880	0,6373	0,9809	0,9162	0,0000	0,9441
HV004_1_50	1,0000	1,0000	0,9595	1,0000	0,9815	0,6470	0,9791	0,9315	0,0000	0,9285
HV005_1_50	1,0000	0,8868	0,9951	1,0000	0,9731	0,6461	0,9872	0,9427	0,0000	0,9157
HV007_1_44	1,0000	0,9231	0,9826	1,0000	0,9829	0,3141	0,9393	0,8668	0,0000	0,9134
HV010_1_55	1,0000	1,0000	0,9371	1,0000	0,9797	0,1989	0,9703	0,7520	0,0000	0,9204
HV014_1_50	0,8327	0,1371	0,0729	0,9124	0,1192	0,0000	0,4694	0,2782	0,0000	0,1896
HV015_1_31	0,7852	0,0000	0,0332	0,8955	0,3518	0,1959	0,6966	0,3167	0,0000	0,3723
E-0001_07	0,95905	0,70146	0,92014	1,00000	0,97990	0,76631	0,95951	0,68257	0,00000	0,91195
E-107-1_42	0,99255	0,80597	0,99846	1,00000	0,97172	0,56227	0,91713	0,68777	0,00000	0,90691
E-111-1_44	0,96262	0,69388	1,00000	1,00000	0,96979	0,78500	0,93092	0,60150	0,00000	0,89820
E-117-1_44	0,96443	0,90000	0,86507	1,00000	0,96012	0,67096	0,97336	0,69688	0,00000	0,91991
E-121-1_29	0,91586	0,72072	0,78473	1,00000	0,94212	0,69640	0,95423	0,68901	0,00000	0,88653
E-127-1_33	1,00000	0,46512	0,62350	1,00000	0,94755	0,74654	0,94294	0,55305	0,00000	0,87986
E-128-1_44	0,00000	0,78632	0,71200	0,00000	0,95221	0,78914	0,95768	0,69093	0,00000	0,88300
E-169-1_45	0,99870	0,51220	0,76746	1,00000	0,95969	0,71149	0,95109	0,71676	0,00000	0,91273
K-003_50	0,96714	0,51163	0,93846	0,97479	0,97061	0,29283	0,97426	0,54945	0,00000	0,91914
K-009_32	0,99718	0,64000	0,80088	1,00000	0,96085	0,58987	0,97514	0,79053	0,00000	0,89492
K-025_61	1,00000	0,50000	0,88110	1,00000	0,96509	0,61578	0,97008	0,66931	0,00000	0,89732
K-027_50	0,93126	0,79412	0,97126	1,00000	0,98429	0,76923	0,90906	0,55958	0,00000	0,86685
K-035_46	1,00000	0,27778	1,00000	1,00000	0,97742	0,60280	0,96280	0,47925	0,00000	0,91160
K-038_52	0,93103	0,28571	0,86600	0,94624	0,94624	0,24906	0,98140	0,39344	0,00000	0,89942
K-041_74	0,94763	0,01361	0,84541	0,99522	0,97207	0,72028	0,93392	0,41725	0,00000	0,86546
K-055_55	0,91304	0,35294	1,00000	0,96842	0,97343	0,58781	0,97482	0,60437	0,00000	0,92399
MEDIA	0,9236	0,5867	0,8372	0,9477	0,9110	0,5560	0,9277	0,6647	0,0000	0,8567
MEDIANA	0,9925	0,6512	0,9371	1,0000	0,9717	0,6158	0,9595	0,6878	0,0000	0,9116
DESVIACIÓN	0,1960	0,3001	0,2520	0,1954	0,2023	0,2136	0,1085	0,1891	0,0000	0,1728

Tabla 5 – Resultados iniciales del coeficiente Dice para el muslo derecho

En el caso del muslo izquierdo se obtuvieron los siguientes resultados:

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IntraMAT (6)	SAT (7)	InterMAT (8)	Doubt (9)	Result
HV001_3_33	1,0000	0,3488	0,9934	1,0000	0,9869	0,6639	0,9268	0,8434	0,0000	0,9273
HV002_3_46	1,0000	0,9211	0,9960	1,0000	0,9874	0,4732	0,9321	0,8774	0,0000	0,9326
HV003_3_40	1,0000	0,5714	0,9855	1,0000	0,9898	0,6387	0,9697	0,8643	0,0000	0,9377
HV004_1_50	1,0000	0,9899	1,0000	1,0000	0,9788	0,6394	0,9519	0,8489	0,0000	0,9106
HV005_1_50	1,0000	0,7677	0,9894	1,0000	0,9820	0,6931	0,9431	0,9499	0,0000	0,9248
HV007_1_44	1,0000	-	0,9789	1,0000	0,9856	0,3879	0,8916	0,8596	0,0000	0,9098
HV010_1_55	1,0000	0,9825	0,9996	1,0000	0,9864	0,2837	0,9932	0,9275	0,0000	0,9477
HV014_1_50	0,7887	0,0000	0,0000	0,8905	0,9355	0,0000	0,4696	0,0000	0,0000	0,7234
HV015_1_31	0,8073	-	0,4556	0,8990	0,9651	0,3439	0,6893	0,0269	0,0000	0,8198
E-0001_07	1,0000	0,5035	0,9926	1,0000	0,9781	0,7486	0,9552	0,7170	0,0000	0,9080
E-107-1_42	1,0000	0,2526	0,9783	1,0000	0,9686	0,5987	0,9420	0,6841	0,0000	0,9012
E-111-1_44	0,9541	0,5753	1,0000	1,0000	0,9922	0,8880	0,9099	0,5952	0,0000	0,9050
E-117-1_44	1,0000	0,3077	0,9994	1,0000	0,9665	0,6778	0,9681	0,4883	0,0000	0,9181
E-121-1_29	0,9667	0,9420	0,9956	0,9550	0,9683	0,7201	0,9500	0,6306	0,0000	0,9063
E-127-1_33	0,9555	0,3077	0,9981	1,0000	0,9720	0,6067	0,9692	0,5951	0,0000	0,9242
E-128-1_44	1,0000	0,5357	0,9953	1,0000	0,9843	0,8064	0,9704	0,7614	0,0000	0,9454
E-169-1_45	1,0000	0,8889	0,9802	1,0000	0,9788	0,7167	0,8913	0,6407	0,0000	0,9155
K-003_50	0,9437	0,5902	1,0000	0,8850	0,9760	0,3232	0,9622	0,2877	0,0000	0,9202
K-009_32	1,0000	0,4681	0,9240	1,0000	0,9563	0,5674	0,9148	0,4965	0,0000	0,8305
K-025_61	1,0000	0,6286	0,8718	1,0000	0,9686	0,6161	0,9657	0,6255	0,0000	0,8968
K-027_50	1,0000	0,7297	0,9970	1,0000	0,9858	0,7593	0,8994	0,5085	0,0000	0,8542
K-035_46	1,0000	0,2857	1,0000	1,0000	0,9770	0,6687	0,9612	0,5007	0,0000	0,9078
K-038_52	0,9431	0,5556	0,8399	0,9535	0,9623	0,2714	0,9707	0,2321	0,0000	0,8875
K-041_74	0,9067	0,1529	0,8768	1,0000	0,9778	0,7193	0,9215	0,3413	0,0000	0,8467
K-055_55	0,9271	0,2553	1,0000	0,9383	0,9623	0,5051	0,9551	0,3624	0,0000	0,8806
MEDIA	0,9677	0,5461	0,9139	0,9808	0,9749	0,5727	0,9150	0,5866	0,0000	0,8953
MEDIANA	1,0000	0,5556	0,9934	1,0000	0,9778	0,6387	0,9500	0,6255	0,0000	0,9080
DESVIACIÓN	0,0570	0,2756	0,2169	0,0370	0,0125	0,2005	0,1070	0,2605	0,0000	0,0480

Tabla 6 – Resultados iniciales del coeficiente Dice para el muslo izquierdo

Como se puede observar en las tablas los resultados del InterMAT, IntraMAT y de los vasos sanguíneos no son muy elevados. En vista de estos resultados y del caso del paciente K-009_32 en el que la envolvente convexa que divide el SAT del InterMAT no se encontraba por fuera del músculo, sino que estaba por dentro, se decidió restringir más la evolución del contorno activo. Con esto se consiguió que la envolvente se adaptara menos al contorno del músculo, lo que se espera que mejore los resultados del InterMAT.

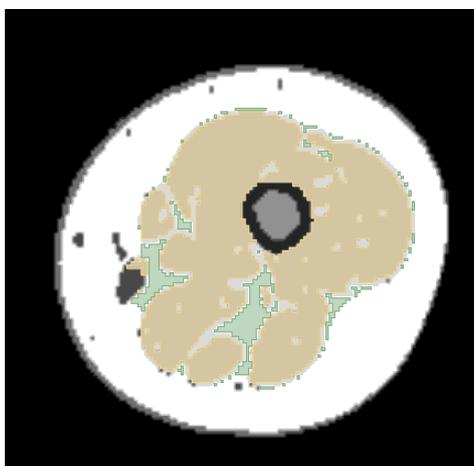


Figura 29 – Paciente K-009_32. La zona coloreada en verde representa el InterMAT y la naranja el músculo

Una vez implementado este cambio se obtienen los siguientes resultados para el muslo derecho:

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IntraMAT (6)	SAT (7)	InterMAT (8)	Doubt (9)	Result	Incomplete
HV001_3_33	0,9990	0,1818	0,9915	1,0000	0,9860	0,5981	0,9320	0,8866	0,0000	0,9275	No
HV002_3_46	1,0000	0,9249	0,9974	1,0000	0,9801	0,5078	0,9676	0,9436	0,0000	0,9285	No
HV003_3_40	0,9935	0,6512	0,9859	1,0000	0,9880	0,6373	0,9795	0,9106	0,0000	0,9434	No
HV004_1_50	1,0000	1,0000	0,9595	1,0000	0,9815	0,6470	0,9799	0,9340	0,0000	0,9289	No
HV005_1_50	1,0000	0,8868	0,9951	1,0000	0,9731	0,6461	0,9169	0,8631	0,0000	0,9069	No
HV007_1_44	1,0000	0,9231	0,9826	1,0000	0,9829	0,3141	0,9466	0,8724	0,0000	0,9141	No
HV010_1_55	1,0000	1,0000	0,9371	1,0000	0,9797	0,1989	0,9707	0,7576	0,0000	0,9208	No
HV014_1_50	0,8327	0,2787	0,0729	0,9124	0,1357	0,0000	0,4694	0,2782	0,0000	0,2009	No
HV015_1_31	0,7852	0,0000	0,0332	0,8955	0,3629	0,1959	0,7007	0,3458	0,0000	0,3807	No
E-0001_07	0,9591	0,7019	0,9201	1,0000	0,9799	0,7660	0,9610	0,7133	0,0000	0,9154	Sí
E-107-1_42	0,9925	0,7826	0,9985	1,0000	0,9717	0,5628	0,9210	0,6885	0,0000	0,9075	No
E-111-1_44	0,9626	0,6667	1,0000	1,0000	0,9698	0,7845	0,9291	0,6073	0,0000	0,8979	No
E-117-1_44	0,9644	0,9000	0,8651	1,0000	0,9601	0,6710	0,9795	0,7875	0,0000	0,9268	Sí
E-121-1_29	0,9159	0,7273	0,7847	1,0000	0,9421	0,6961	0,9535	0,7042	0,0000	0,8872	Sí
E-127-1_33	1,0000	0,4762	0,6235	1,0000	0,9476	0,7461	0,9439	0,5619	0,0000	0,8811	Sí
E-128-1_44	0,0000	0,7500	0,7120	0,0000	0,9521	0,7876	0,9616	0,7256	0,0000	0,8859	Sí
E-169-1_45	0,9987	0,5185	0,7675	1,0000	0,9597	0,7112	0,9374	0,6702	0,0000	0,9096	Sí
K-003_50	0,9671	0,4783	0,9385	0,9748	0,9706	0,2942	0,9817	0,6288	0,0000	0,9218	No
K-009_32	0,9972	0,6531	0,8009	1,0000	0,9609	0,5893	0,9743	0,8026	0,0000	0,8951	No
K-025_61	1,0000	0,5000	0,8811	1,0000	0,9651	0,6158	0,9727	0,7052	0,0000	0,9001	No
K-027_50	0,9313	0,7941	0,9713	1,0000	0,9843	0,7692	0,9119	0,5820	0,0000	0,8702	No
K-035_46	1,0000	0,3333	1,0000	1,0000	0,9775	0,6021	0,9670	0,5253	0,0000	0,9139	No
K-038_52	0,9310	1,0000	0,8660	0,9462	0,9641	0,2312	0,9783	0,2092	0,0000	0,8977	No
K-041_74	0,9476	0,0137	0,8454	0,9952	0,9721	0,7198	0,9333	0,4474	0,0000	0,8676	No
K-055_55	0,9130	0,4186	1,0000	0,9684	0,9734	0,5836	0,9757	0,6420	0,0000	0,9258	No
MEDIA	0,9236	0,6224	0,8372	0,9477	0,9128	0,5550	0,9258	0,6717	0,0000	0,8582	
MEDIANA	0,9925	0,6667	0,9371	1,0000	0,9717	0,6158	0,9610	0,7042	0,0000	0,9075	
DESVIACIÓN	0,1960	0,2907	0,2520	0,1954	0,1986	0,2144	0,1078	0,1941	0,0000	0,1703	

Tabla 7 – Resultados finales del coeficiente Dice para los muslos derechos

Y para el muslo izquierdo:

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IntraMAT (6)	SAT (7)	InterMAT (8)	Doubt (9)	Result	Incomplete
HV001_3_33	1,0000	0,3488	0,9934	1,0000	0,9869	0,6639	0,9278	0,8450	0,0000	0,9276	No
HV002_3_46	1,0000	0,9211	0,9960	1,0000	0,9874	0,4732	0,9341	0,8801	0,0000	0,9329	No
HV003_3_40	1,0000	0,5714	0,9855	1,0000	0,9898	0,6387	0,9686	0,8608	0,0000	0,9372	No
HV004_1_50	1,0000	0,9899	1,0000	1,0000	0,9788	0,6394	0,9522	0,8497	0,0000	0,9107	No
HV005_1_50	1,0000	0,7677	0,9894	1,0000	0,9820	0,6931	0,9354	0,9423	0,0000	0,9239	No
HV007_1_44	1,0000	-	0,9789	1,0000	0,9856	0,3879	0,8928	0,8605	0,0000	0,9099	No
HV010_1_55	1,0000	0,9825	0,9996	1,0000	0,9864	0,2837	0,9926	0,9231	0,0000	0,9473	No
HV014_1_50	0,7887	0,8905	0,4000	0,0000	0,9355	0,0000	0,4696	0,0000	0,0000	0,7248	No
HV015_1_31	0,8073	-	0,4556	0,8990	0,9651	0,3439	0,7207	0,0297	0,0000	0,8242	No
E-0001_07	1,0000	0,5121	0,9926	1,0000	0,9781	0,7484	0,9581	0,7482	0,0000	0,9128	Sí
E-107-1_42	1,0000	0,3077	0,9783	1,0000	0,9686	0,5902	0,9264	0,6314	0,0000	0,8963	No
E-111-1_44	0,9541	0,5676	1,0000	1,0000	0,9922	0,8883	0,9117	0,6020	0,0000	0,9061	No
E-117-1_44	1,0000	0,3077	0,9994	1,0000	0,9665	0,6778	0,9644	0,4914	0,0000	0,9165	No
E-121-1_29	0,9667	0,9420	0,9956	0,9550	0,9683	0,7201	0,9502	0,6480	0,0000	0,9075	No
E-127-1_33	0,9555	0,3077	0,9981	1,0000	0,9720	0,6067	0,9681	0,5976	0,0000	0,9237	No
E-128-1_44	1,0000	0,5455	0,9953	1,0000	0,9843	0,8055	0,9687	0,7525	0,0000	0,9444	No
E-169-1_45	1,0000	0,8966	0,9802	1,0000	0,9788	0,7149	0,8787	0,6266	0,0000	0,9128	No
K-003_50	0,9437	0,5902	1,0000	0,8850	0,9760	0,3232	0,9560	0,2579	0,0000	0,9183	No
K-009_32	1,0000	0,5000	0,9240	1,0000	0,9587	0,5662	0,9119	0,5168	0,0000	0,8324	No
K-025_61	1,0000	0,6286	0,8718	1,0000	0,9686	0,6161	0,9649	0,6421	0,0000	0,8972	No
K-027_50	1,0000	0,7297	0,9970	1,0000	0,9858	0,7593	0,9048	0,5448	0,0000	0,8597	No
K-035_46	1,0000	0,2759	1,0000	1,0000	0,9770	0,6694	0,9632	0,5514	0,0000	0,9097	No
K-038_52	0,9431	0,6087	0,8399	0,9535	0,9624	0,2730	0,9734	0,3312	0,0000	0,8889	No
K-041_74	0,9067	0,1538	0,8768	1,0000	0,9778	0,7188	0,9214	0,3879	0,0000	0,8509	No
K-055_55	0,9271	0,3243	1,0000	0,9383	0,9623	0,5012	0,9617	0,4933	0,0000	0,8911	No
MEDIA	0,9677	0,5943	0,9299	0,9452	0,9750	0,5721	0,9151	0,6006	0,0000	0,8963	
MEDIANA	1,0000	0,5714	0,9934	1,0000	0,9778	0,6387	0,9502	0,6266	0,0000	0,9099	
DESVIACIÓN	0,0570	0,2518	0,1547	0,1956	0,0123	0,2003	0,1045	0,2501	0,0000	0,0468	

Tabla 8 – Resultados finales del coeficiente Dice para los muslos izquierdos

En vista a los resultados obtenidos tras la implementación de los cambios anteriormente descritos se comprueba que los resultados mejoran, aunque no en gran medida a nivel general. Pero en algunos casos como es el del muslo izquierdo del paciente K-055_55 los resultados de este tejido mejoran en un 13% y en el caso del muslo derecho del paciente E-121-1_29 en un 9%. Luego, aunque los resultados a nivel global experimenten una mejora mínima en algunos casos particulares esta mejora es significativa, por ello se decidió implementar el cambio propuesto.

Con esta implementación los coeficientes Dice de los muslos derechos e izquierdos toman un valor cercano a 0,9, en concreto, la mediana de estos valores para el muslo derecho es de 0,9075 y para el muslo izquierdo es de 0,9099. En las tablas 7 y 8 se puede observar que las desviaciones estándar de este coeficiente son de 0,1703 para el muslo derecho y de 0,0468 para el izquierdo. Ambos valores, pero especialmente el primero de ellos, pueden llevar a pensar que en la librería de segmentación no es robusta dada la gran variación en los coeficientes. Pero la razón por la que este valor es tan alto es porque se están considerando muslos incompletos, que como se ha mencionado anteriormente dan lugar a peores segmentaciones. El número de incompletos en el grupo de muslos derechos es mucho mayor que en el de izquierdos, de ahí la mayor desviación de los resultados. Además, se están teniendo en cuenta a los pacientes HV014_1_50 y HV015_1_31, en los que la librería no es capaz de realizar la segmentación dada la heterogeneidad de niveles de gris que presenta para cada uno de los tejidos. Además, en estas imágenes existen zonas con bajo contraste, que empeoran aún más la realización de la segmentación.

Si se eliminan a estos pacientes, y aquellos que tengan algún muslo incompleto se obtienen los siguientes resultados para el muslo derecho y el izquierdo:

Paciente	Result
HV001_3_33	0,9275
HV002_3_46	0,9285
HV003_3_40	0,9434
HV004_1_50	0,9289
HV005_1_50	0,9069
HV007_1_44	0,9141
HV010_1_55	0,9208
E-107-1_42	0,9075
E-111-1_44	0,8979
K-003_50	0,9218
K-009_32	0,8951
K-025_61	0,9001
K-027_50	0,8702
K-035_46	0,9139
K-038_52	0,8977
K-041_74	0,8676
K-055_55	0,9258
MEDIA	0,9099
MEDIANA	0,9139
DESVIACIÓN	0,0198

Paciente	Result
HV001_3_33	0,9276
HV002_3_46	0,9329
HV003_3_40	0,9372
HV004_1_50	0,9107
HV005_1_50	0,9239
HV007_1_44	0,9099
HV010_1_55	0,9473
E-107-1_42	0,8963
E-111-1_44	0,9061
E-117-1_44	0,9165
E-121-1_29	0,9075
E-127-1_33	0,9237
E-128-1_44	0,9444
E-169-1_45	0,9128
K-003_50	0,9183
K-009_32	0,8324
K-025_61	0,8972
K-027_50	0,8597
K-035_46	0,9097
K-038_52	0,8889
K-041_74	0,8509
K-055_55	0,8911
MEDIA	0,9066
MEDIANA	0,9103
DESVIACIÓN	0,0283

Figura 9 – Coeficientes Dice de los muslos derechos completos a la izquierda y de los muslos izquierdos completos a la derecha

Se puede comprobar como la mediana de los coeficientes Dice aumenta y la desviación disminuye, tomando un valor del 1,98% para el muslo derecho y del 2,8% para el muslo izquierdo lo que indica que la librería es robusta y es capaz de hacer las segmentaciones adecuadamente en los diferentes pacientes, adaptándose a las variaciones que presentan entre ellos.

Pasando a analizar los valores de los coeficientes Dice de cada uno de los tejidos de la segmentación, según se observa en las tablas 7 y 8 la segmentación de los tejidos a excepción de los vasos, el InterMAT y el IntraMAT son muy buenas llegando a ser perfectas en casos como los del hueso o la médula.

La segmentación del InterMAT no es tan buena como los otros tejidos debido a que en el caso de los 'ground truth' para separar este tipo de grasa del SAT sí que se ha localizada la fascia lata, que en algunos casos no se encontraba pegada al paquete muscular. En cambio, como se ha mencionado anteriormente para la realización de la segmentación la librería asume que la fascia se encuentra próxima al músculo, suponiendo esto una fuente de error que es muy difícilmente corregible debido a la gran dificultad de segmentar la fascia.

Analizando los resultados del InterMAT se observa que su segmentación tampoco es del todo buena, esto se debe a que en muchas ocasiones este tipo de grasa presenta muy bajo contraste con respecto al músculo. Esto dificulta su diferenciación y hace que en muchas ocasiones se etiquete como músculo cuando en verdad no lo es.

Y finalmente, el último coeficiente Dice que tiene valor bajo es el de los vasos sanguíneos, esto es debido a que en muchas ocasiones están muy próximos al paquete muscular. Debido a esta proximidad se etiqueta como músculo cuando en realidad no lo es.

A pesar de que estos tejidos pueden tener coeficientes Dice más bajos, la segmentación global del muslo es buena. Esto es debido a que la contribución de estos tejidos al cómputo global es de la imagen es pequeña. Por ejemplo, como se puede ver en la tabla 9, los vasos sanguíneos solo representan el 0,2% de la imagen.

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IntraMAT (6)	SAT (7)	InterMAT (8)	Doubt (9)
HV001_3_33	0,0212	0,0013	0,0638	0,0197	0,5775	0,0545	0,1682	0,0719	0,0219
HV002_3_46	0,0207	0,0030	0,0502	0,0163	0,6723	0,0537	0,1048	0,0540	0,0249
HV003_3_40	0,0249	0,0015	0,0629	0,0166	0,5045	0,0419	0,2678	0,0566	0,0233
HV004_1_50	0,0212	0,0031	0,0514	0,0086	0,5239	0,0630	0,2339	0,0669	0,0280
HV005_1_50	0,0276	0,0027	0,0548	0,0128	0,6621	0,0948	0,0552	0,0618	0,0281
HV007_1_44	0,0276	0,0003	0,0491	0,0149	0,7240	0,0378	0,0615	0,0476	0,0373
HV010_1_55	0,0150	0,0012	0,0473	0,0037	0,5079	0,0267	0,3311	0,0426	0,0245
HV014_1_50	0,0218	0,0034	0,0679	0,0068	0,6573	0,0294	0,1700	0,0059	0,0375
HV015_1_31	0,0216	0,0019	0,0657	0,0182	0,6490	0,0495	0,1319	0,0221	0,0401
E-0001_07	0,0105	0,0318	0,0318	0,0038	0,2761	0,0500	0,5186	0,0891	0,0179
E-107-1_42	0,0198	0,0020	0,0578	0,0066	0,6371	0,0715	0,1506	0,0350	0,0198
E-111-1_44	0,0179	0,0051	0,4042	0,0024	0,0922	0,3329	0,0722	0,0166	0,0565
E-117-1_44	0,0159	0,0014	0,0383	0,0033	0,3767	0,0541	0,4490	0,0457	0,0156
E-121-1_29	0,0150	0,0021	0,0376	0,0072	0,4551	0,0801	0,3243	0,0590	0,0197
E-127-1_33	0,0212	0,0008	0,0347	0,0039	0,3174	0,0579	0,4675	0,0868	0,0098
E-128-1_44	0,0213	0,0029	0,0397	0,0064	0,4743	0,0632	0,3273	0,0542	0,0106
E-169-1_45	0,0266	0,0027	0,0421	0,0079	0,6415	0,0835	0,1636	0,0194	0,0127
K-003_50	0,0216	0,0031	0,0578	0,0064	0,5635	0,0368	0,2811	0,0085	0,0212
K-009_32	0,0187	0,0026	0,0572	0,0118	0,3680	0,0512	0,4087	0,0438	0,0380
K-025_61	0,0129	0,0020	0,0440	0,0047	0,3940	0,0471	0,4111	0,0477	0,0365
K-027_50	0,0146	0,0029	0,0486	0,0086	0,4021	0,0511	0,3302	0,1072	0,0348
K-035_46	0,0233	0,0025	0,0486	0,0056	0,5752	0,0431	0,2430	0,0236	0,0352
K-038_52	0,0159	0,0011	0,0539	0,0058	0,5122	0,0386	0,3335	0,0034	0,0356
K-041_74	0,0113	0,0013	0,0622	0,0062	0,2601	0,0397	0,5138	0,0830	0,0223
K-055_55	0,0088	0,0019	0,0595	0,0029	0,3364	0,0316	0,4971	0,0369	0,0249
HV001_3_33	0,0192	0,0020	0,0581	0,0179	0,5905	0,0448	0,1674	0,0760	0,0241
HV002_3_46	0,0222	0,0013	0,0516	0,0168	0,6898	0,0362	0,1051	0,0510	0,0259
HV003_3_40	0,0227	0,0012	0,0652	0,0167	0,4969	0,0410	0,2721	0,0596	0,0246
HV004_1_50	0,0213	0,0020	0,0471	0,0085	0,5199	0,0706	0,2370	0,0614	0,0322
HV005_1_50	0,0282	0,0027	0,0527	0,0115	0,6713	0,0850	0,0660	0,0531	0,0295
HV007_1_44	0,0292	-	0,0521	0,0143	0,7267	0,0397	0,0532	0,0421	0,0426
HV010_1_55	0,0156	0,0009	0,0458	0,0043	0,5115	0,0219	0,3345	0,0411	0,0243
HV014_1_50	0,0231	0,0035	0,0592	0,0063	0,6689	0,0322	0,1571	0,0042	0,0454
HV015_1_31	0,0192	-	0,0608	0,0192	0,6713	0,0431	0,1401	0,0035	0,0429
E-0001_07	0,0098	0,0012	0,0416	0,0045	0,2426	0,0508	0,5245	0,1053	0,0197
E-107-1_42	0,0192	0,0016	0,0583	0,0068	0,5856	0,0770	0,1998	0,0238	0,0280
E-111-1_44	0,0184	0,0020	0,0558	0,0050	0,4356	0,0750	0,3004	0,0894	0,0183
E-117-1_44	0,0162	0,0002	0,0553	0,0036	0,3436	0,0538	0,4736	0,0327	0,0210
E-121-1_29	0,0136	0,0029	0,0508	0,0067	0,4047	0,0638	0,3732	0,0650	0,0192
E-127-1_33	0,0112	0,0004	0,0477	0,0029	0,2573	0,0332	0,5734	0,0619	0,0120
E-128-1_44	0,0187	0,0021	0,0533	0,0048	0,4348	0,0596	0,3703	0,0425	0,0140
E-169-1_45	0,0254	0,0019	0,0581	0,0089	0,6155	0,0729	0,1606	0,0385	0,0182
K-003_50	0,0217	0,0046	0,0581	0,0068	0,5554	0,0342	0,2894	0,0046	0,0251
K-009_32	0,0186	0,0040	0,0585	0,0142	0,3446	0,0470	0,3680	0,0987	0,0465
K-025_61	0,0137	0,0020	0,0455	0,0046	0,4092	0,0555	0,3952	0,0406	0,0337
K-027_50	0,0175	0,0033	0,0484	0,0087	0,3936	0,0511	0,3305	0,1046	0,0422
K-035_46	0,0228	0,0024	0,0467	0,0058	0,5629	0,0498	0,2433	0,0293	0,0370
K-038_52	0,0166	0,0015	0,0576	0,0053	0,5082	0,0444	0,3253	0,0031	0,0379
K-041_74	0,0108	0,0025	0,0549	0,0065	0,2656	0,0360	0,5042	0,0930	0,0267
K-055_55	0,0090	0,0011	0,0569	0,0024	0,3163	0,0367	0,4919	0,0556	0,0302
MEDIA	0,0186	0,0021	0,0536	0,0085	0,4889	0,0502	0,2983	0,0512	0,0288
MEDIANA	0,0187	0,0020	0,0549	0,0067	0,5082	0,0470	0,3004	0,0510	0,0267
DESVIACIÓN	0,0053	0,0011	0,0056	0,0050	0,1425	0,0159	0,1436	0,0306	0,0098
%	1,8555	0,2057	5,3610	0,8525	48,8884	5,0218	29,8255	5,1215	2,8845

Tabla 9 - Contribución de cada uno de los tejidos a la imagen global. Se tienen en cuenta ambos muslos el derecho y el izquierdo en el cálculo, por ello aparecen los pacientes repetidos

A continuación, se procede a hacer un análisis de las matrices de confusión obtenidas. En primer lugar, se comentarán los resultados del muslo derecho.

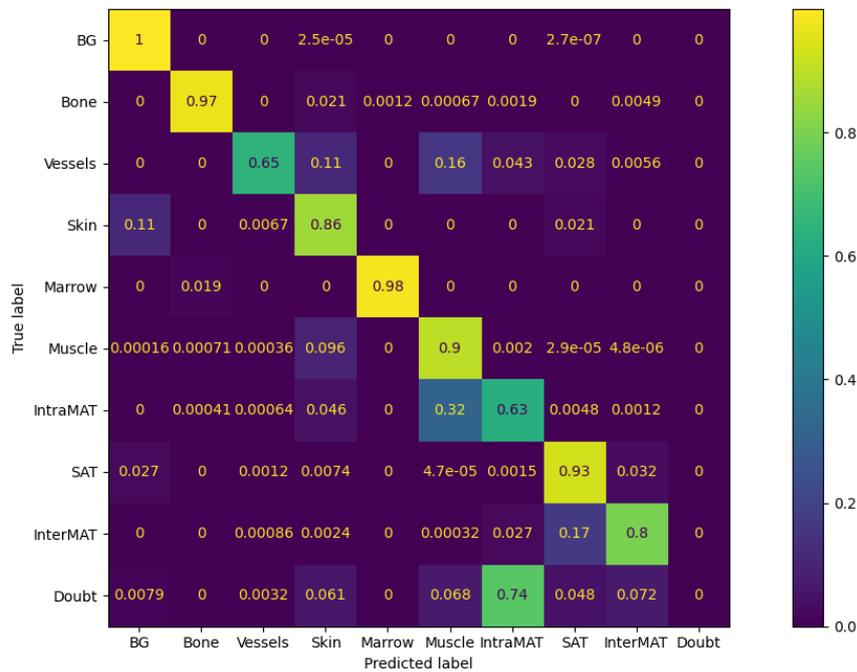


Figura 30 – Matriz de confusión de todos los muslos derechos

Como se puede observar en la matriz, el 16% de los vasos sanguíneos se confunden con músculo, esto se debe a la proximidad de ambos tejidos anteriormente descrita. Y en el 11% de los casos con piel, esto también se debe a la proximidad de algunos vasos con la piel. Observando los datos de la piel se comprueba que en un 11% de los casos este tejido se confunde con el fondo, esto es debido, al igual que en el abdomen al bajo contraste que presenta, lo que impide su correcta segmentación.

Haciendo un análisis del IntraMAT se observa que un 32% de los vóxeles que debían haberse etiquetado como IntraMAT se han etiquetado como músculo. El motivo de esta confusión es la similitud de niveles de gris que presenta este tejido con respecto al músculo en algunas zonas, cosa que ya se ha mencionado anteriormente.

Y finalmente hay que comentar que en el caso del InterMAT en un 17% de los casos se confunde con SAT. Esto era de esperar debido a que no se identifica la fascia lata para hacer la diferenciación de estos dos tipos de grasa. Pero como se ha comentado anteriormente es un error que se asume cometer ante la dificultad de identificación de la fascia lata.

Si se hace este mismo análisis, pero solo para los muslos completos y descontando a los pacientes HV0014_1_50 y HV005_1_31 por su incorrecta segmentación, obtenemos los siguientes resultados.

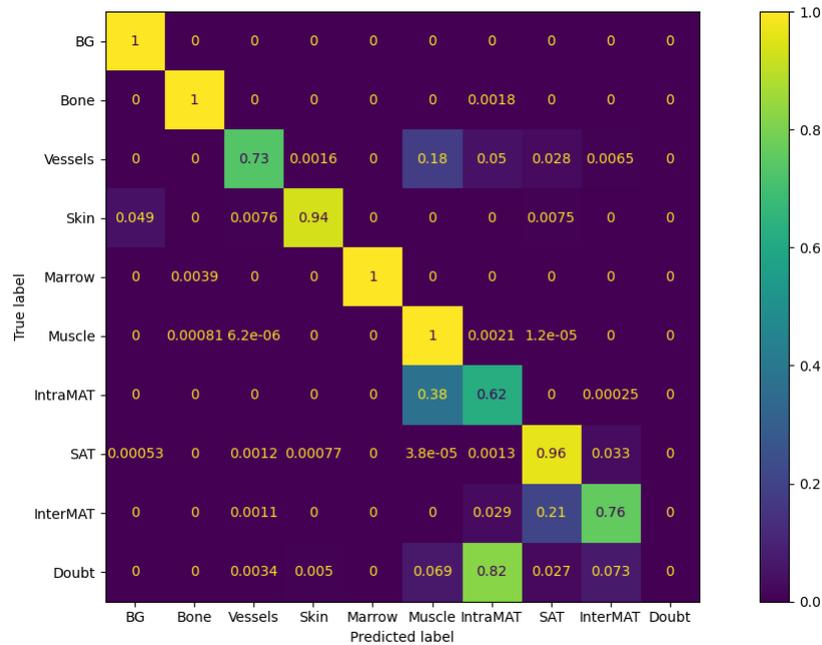


Figura 31 - Matriz de confusión de los muslos derechos completos

Se puede apreciar que hay valores como los del InterMAT y el IntraMAT que prácticamente no varían, pero en el caso de los vasos sanguíneos los resultados mejoran casi un 10%. Y otros tejidos como la piel, el hueso o la médula también mejoran sus valores.

Estos son los que se deben tomar como indicadores de la calidad de la segmentación, ya que al englobar los incompletos, no se valora realmente los resultados obtenidos, pues se sabe que la segmentación realizada en esos casos no es fiable por los cambios en las características de la imagen.

Haciendo este mismo análisis para el muslo izquierdo obtenemos la siguiente matriz de confusión, habiéndose analizado todos los muslos.

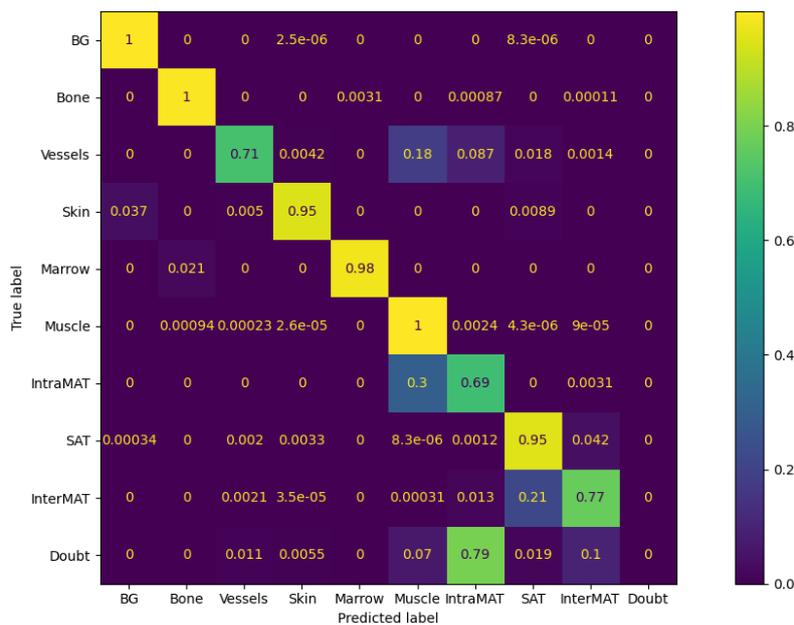


Figura 32 – Matriz de confusión de todos los muslos izquierdos

En este caso se siguen observando los mismos errores que en el muslo derecho y que anteriormente se han descrito. Lo que sí que se aprecia es que los valores en los vasos sanguíneos son más altos que en el muslo derecho, esto se debe en gran parte a que el número de muslos incompletos es mucho menor en el izquierdo que en el derecho.

A pesar de la baja cantidad de muslos izquierdos incompletos, se ha realizado un análisis de los muslos completos, en el que también se han excluido los HV0014_1_50 y HV005_1_31. Los resultados obtenidos son los siguientes:

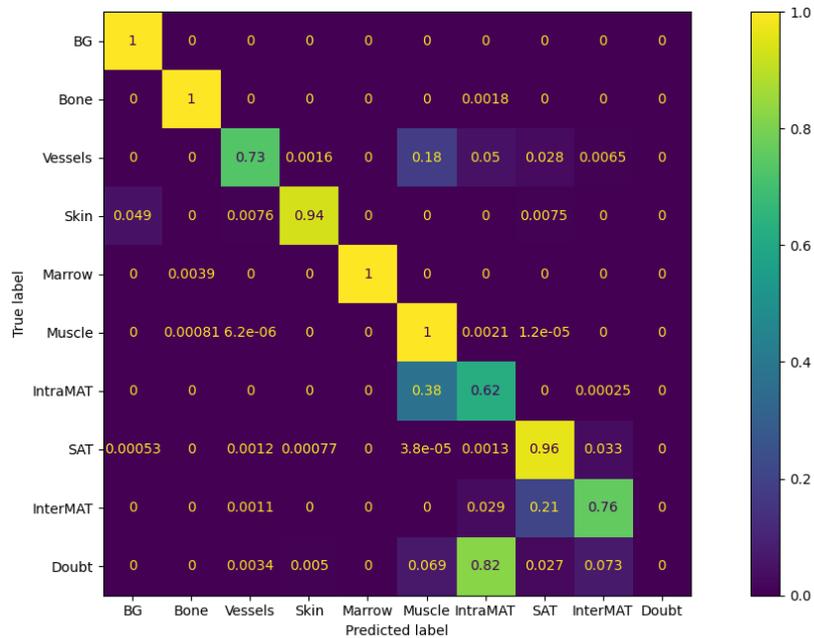


Figura 33 - Matriz de confusión de los muslos izquierdos completos

Como era de esperar la variación entre la matriz de confusión de la Figura 33 y la de la Figura 32, en la que se han estudiado todos los muslos, es muy pequeña y esto se debe al bajo número de muslos incompletos de este grupo.

Debido a la falta de consenso en la diferenciación entre InterMAT e IntraMAT y dado que en la mayoría de los artículos consultados no se realiza, también se ha realizado un estudio de los resultados uniendo estos dos tejidos en uno. Considerando únicamente la existencia de IMAT. Los coeficientes Dice obtenidos en este caso para el muslo derecho son los siguientes:

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IMAT (6)	SAT (7)	Doubt (9)	Result	Incomplete
HV001_3_33	0,9990	0,1818	0,9915	1,0000	0,9860	0,7853	0,9320	0,0000	0,9282	No
HV002_3_46	1,0000	0,9249	0,9974	1,0000	0,9801	0,7390	0,9676	0,0000	0,9299	No
HV003_3_40	0,9935	0,6512	0,9859	1,0000	0,9880	0,7921	0,9795	0,0000	0,9431	No
HV004_1_50	1,0000	1,0000	0,9595	1,0000	0,9815	0,7948	0,9799	0,0000	0,9289	No
HV005_1_50	1,0000	0,8868	0,9951	1,0000	0,9731	0,7598	0,9169	0,0000	0,9113	No
HV007_1_44	1,0000	0,9231	0,9826	1,0000	0,9829	0,6456	0,9466	0,0000	0,9159	No
HV010_1_55	1,0000	1,0000	0,9371	1,0000	0,9797	0,5535	0,9707	0,0000	0,9216	No
HV014_1_50	0,8327	0,2787	0,0729	0,9124	0,1357	0,1424	0,4694	0,0000	0,2043	No
HV015_1_31	0,7852	0,0000	0,0332	0,8955	0,3629	0,2915	0,7007	0,0000	0,3842	No
E-0001_07	0,9591	0,7019	0,9201	1,0000	0,9799	0,7413	0,9610	0,0000	0,9167	Sí
E-107-1_42	0,9925	0,7826	0,9985	1,0000	0,9717	0,6295	0,9210	0,0000	0,9102	No
E-111-1_44	0,9626	0,6667	1,0000	1,0000	0,9698	0,7124	0,9291	0,0000	0,8989	No
E-117-1_44	0,9644	0,9000	0,8651	1,0000	0,9601	0,7284	0,9795	0,0000	0,9272	Sí
E-121-1_29	0,9159	0,7273	0,7847	1,0000	0,9421	0,7195	0,9535	0,0000	0,8899	Sí
E-127-1_33	1,0000	0,4762	0,6235	1,0000	0,9476	0,6487	0,9439	0,0000	0,8830	Sí
E-128-1_44	0,0000	0,7500	0,7120	0,0000	0,9521	0,7673	0,9616	0,0000	0,8869	Sí
E-169-1_45	0,9987	0,5185	0,7675	1,0000	0,9597	0,7073	0,9374	0,0000	0,9100	Sí
K-003_50	0,9671	0,4783	0,9385	0,9748	0,9706	0,3940	0,9817	0,0000	0,9235	No
K-009_32	0,9972	0,6531	0,8009	1,0000	0,9609	0,6906	0,9743	0,0000	0,8954	No
K-025_61	1,0000	0,5000	0,8811	1,0000	0,9651	0,6720	0,9727	0,0000	0,9012	No
K-027_50	0,9313	0,7941	0,9713	1,0000	0,9843	0,6672	0,9119	0,0000	0,8741	No
K-035_46	1,0000	0,3333	1,0000	1,0000	0,9775	0,5741	0,9670	0,0000	0,9138	No
K-038_52	0,9310	1,0000	0,8660	0,9462	0,9641	0,2293	0,9783	0,0000	0,8977	No
K-041_74	0,9476	0,0137	0,8454	0,9952	0,9721	0,5647	0,9333	0,0000	0,8712	No
K-055_55	0,9130	0,4186	1,0000	0,9684	0,9734	0,6209	0,9757	0,0000	0,9262	No
MEDIA	0,9236	0,6224	0,8372	0,9477	0,9128	0,6228	0,9258	0,0000	0,8597	
MEDIANA	0,9925	0,6667	0,9371	1,0000	0,9717	0,6720	0,9610	0,0000	0,9102	
DESVIACIÓN	0,1960	0,2907	0,2520	0,1954	0,1986	0,1739	0,1078	0,0000	0,1696	

Figura 34 - Coeficientes Dice de la segmentación del muslo derecho considerando únicamente IMAT

Y para el muslo izquierdo:

Paciente	Bone (1)	Vessels (2)	Skin (3)	Marrow (4)	Muscle (5)	IMAT (6)	SAT (7)	Doubt (9)	Result	Incomplete
HV001_3_33	1,0000	0,3488	0,9934	1,0000	0,9869	0,8030	0,9278	0,0000	0,9322	No
HV002_3_46	1,0000	0,9211	0,9960	1,0000	0,9874	0,7105	0,9341	0,0000	0,9329	No
HV003_3_40	1,0000	0,5714	0,9855	1,0000	0,9898	0,7717	0,9686	0,0000	0,9374	No
HV004_1_50	1,0000	0,9899	1,0000	1,0000	0,9788	0,7425	0,9522	0,0000	0,9114	No
HV005_1_50	1,0000	0,7677	0,9894	1,0000	0,9820	0,7915	0,9354	0,0000	0,9242	No
HV007_1_44	1,0000	-	0,9789	1,0000	0,9856	0,6278	0,8928	0,0000	0,9096	No
HV010_1_55	1,0000	0,9825	0,9996	1,0000	0,9864	0,6942	0,9926	0,0000	0,9469	No
HV014_1_50	0,7887	0,8905	0,4000	0,0000	0,9355	0,0000	0,4696	0,0000	0,7248	No
HV015_1_31	0,8073	-	0,4556	0,8990	0,9651	0,3077	0,7207	0,0000	0,8236	No
E-0001_07	1,0000	0,5121	0,9926	1,0000	0,9781	0,7547	0,9581	0,0000	0,9138	Sí
E-107-1_42	1,0000	0,3077	0,9783	1,0000	0,9686	0,6064	0,9264	0,0000	0,8969	No
E-111-1_44	0,9541	0,5676	1,0000	1,0000	0,9922	0,7613	0,9117	0,0000	0,9108	No
E-117-1_44	1,0000	0,3077	0,9994	1,0000	0,9665	0,6032	0,9644	0,0000	0,9161	No
E-121-1_29	0,9667	0,9420	0,9956	0,9550	0,9683	0,6936	0,9502	0,0000	0,9087	No
E-127-1_33	0,9555	0,3077	0,9981	1,0000	0,9720	0,6185	0,9681	0,0000	0,9254	No
E-128-1_44	1,0000	0,5455	0,9953	1,0000	0,9843	0,7873	0,9687	0,0000	0,9447	No
E-169-1_45	1,0000	0,8966	0,9802	1,0000	0,9788	0,6803	0,8787	0,0000	0,9123	No
K-003_50	0,9437	0,5902	1,0000	0,8850	0,9760	0,3054	0,9560	0,0000	0,9179	No
K-009_32	1,0000	0,5000	0,9240	1,0000	0,9587	0,5384	0,9119	0,0000	0,8332	No
K-025_61	1,0000	0,6286	0,8718	1,0000	0,9686	0,6291	0,9649	0,0000	0,8973	No
K-027_50	1,0000	0,7297	0,9970	1,0000	0,9858	0,6391	0,9048	0,0000	0,8635	No
K-035_46	1,0000	0,2759	1,0000	1,0000	0,9770	0,6266	0,9632	0,0000	0,9098	No
K-038_52	0,9431	0,6087	0,8399	0,9535	0,9624	0,2864	0,9734	0,0000	0,8894	No
K-041_74	0,9067	0,1538	0,8768	1,0000	0,9778	0,5189	0,9214	0,0000	0,8559	No
K-055_55	0,9271	0,3243	1,0000	0,9383	0,9623	0,5027	0,9617	0,0000	0,8916	No
MEDIA	0,9677	0,5943	0,9299	0,9452	0,9750	0,6000	0,9151	0,0000	0,8972	
MEDIANA	1,0000	0,5714	0,9934	1,0000	0,9778	0,6291	0,9502	0,0000	0,9108	
DESVIACIÓN	0,0570	0,2518	0,1547	0,1956	0,0123	0,1901	0,1045	0,0000	0,0468	

Figura 35 - Coeficientes Dice de la segmentación del muslo izquierdo considerando únicamente IMAT

Los resultados globales mejoran en ambos casos, aunque se trata de una mejora poco significativa. El coeficiente Dice del IMAT sigue siendo bajo; en este caso la razón es una mezcla de las dos explicadas anteriormente para el InterMAT y el IntraMAT. Esto era de esperar ya que el modo de hacer la segmentación no ha cambiado, lo único que se ha hecho es fusionar dos tejidos en uno.

En vista de todos los resultados comentados hasta ahora hay que mencionar que a pesar de que la segmentación de tejidos como los vasos sanguíneos, el InterMAT o el IntraMAT no tienen coeficientes Dice especialmente altos, la segmentación global del muslo es buena: se logra un coeficiente aproximadamente de 0,9. Esto se debe a que en otros tejidos como el hueso o el músculo se consigue una segmentación casi perfecta y a que la contribución de estos tejidos a la imagen no es muy alta. En el caso de los vasos es 0,2% y del InterMAT e IntraMAT del 5% cada uno aproximadamente.

Aunque la segmentación de estos tejidos no sea tan buena como gustaría, el resultado de las segmentaciones obtenidas de la librería de segmentación diseñada cumple con los objetivos establecidos. Estos consistían en la diferenciación entre la grasa y el músculo y una vez logrado esto, la discriminación entre SAT e IMAT. Estos objetivos se han cumplido e incluso se ha conseguido la diferenciación entre InterMAT e IntraMAT.

4. Conclusiones

El objetivo general de este trabajo consiste en el desarrollo de una librería de segmentación del abdomen y muslo utilizando para ello imágenes de MR. El principal objetivo que se pretendía conseguir consistía en la diferenciación entre VAT y SAT en el caso del abdomen y la diferenciación entre músculo y tejido adiposo en el caso del muslo.

La motivación que ha llevado a establecer estas metas se encuentra en el creciente interés por conocer la cantidad y distribución de la grasa ya que su depósito en zonas como el abdomen se asocian con el desarrollo de enfermedades como resistencia a la insulina o diabetes tipo 2. De ahí el interés por diferenciar entre SAT y VAT, ya que el segundo tipo de grasa se relaciona con la aparición de este tipo de enfermedades. También es importante conocer sobre la calidad y cantidad del músculo, ya que esto se asocia con la pérdida de movilidad. Este es el motivo por el que se busca diferenciar entre músculo y grasa en el caso del muslo, pues de este modo se puede llegar a conocer las características anteriormente mencionadas de este tejido.

Además, otro de los objetivos de este trabajo consistía en la creación de una extensión de 3D Slicer en la que se utilizase la librería de segmentación diseñada. El fin de la creación de esta herramienta se encuentra en hacer más accesible su utilización por los usuarios y permitir la realización de análisis cuantitativos de los resultados, para lo que se hace uso de otra extensión de 3D Slicer llamada Radiomics.

En vista de los resultados obtenidos y anteriormente comentados, los principales objetivos establecidos se han alcanzado y en el caso del abdomen también se ha conseguido la diferenciación de otro tipo de grasa existente en esa zona anatómica, el IMAT. Aunque la segmentación de este tejido adiposo no sea del todo precisa debido al error asociado a la segmentación del hueso.

En el muslo también se han logrado los objetivos principales de diferenciar entre músculo y grasa, a lo que hay que añadir la discriminación entre los diferentes tipos de grasa existentes en la zona. La segmentación del SAT es muy buena y la del InterMAT e IntraMAT no es tan precisa, ya que en ambos casos se comete un error. Esto no afecta en gran medida al peso global de la imagen debido a la baja contribución de estos tejidos a la misma. Pero sería interesante conseguir una mejora en su segmentación para lograr de este modo la correcta diferenciación de todos los tipos de grasa.

Hay que mencionar que esto va a ser difícil de lograr en el caso de InterMAT dada la dificultad en la segmentación de la fascia lata. Hasta que no se consiga la identificación de esta estructura no se va a conseguir mejorar los resultados del InterMAT y eso de momento parece complicado debido a la irregularidad de la fascia y a la dificultad de identificación hasta incluso de forma visual, de hecho, puede que en vista de una misma imagen dos médicos radiólogos hagan una identificación diferente.

5. Líneas futuras de trabajo

Los resultados obtenidos puede ser un buen punto de partida para la realización de estudios que logren mejorar los resultados obtenidos.

En primer lugar, se puede intentar realizar una umbralización adaptativa o local únicamente de la zona muscular con el fin de intentar obtener un mejor resultado en la segmentación del IntraMAT.

Otra puesta de mejora, puede ser la utilización de otros tipos de clusterización como puede ser un Modelo de Mezcla de Gaussianas (GMM). Con este tipo de clusterización puede se obtengan otros clústeres diferentes y que permita, por ejemplo, una mejor segmentación en el caso del abdomen.

Intentar identificar la fascia lata sería una buena mejora para el algoritmo; esto se podría intentar del mismo modo que en el trabajo de Sadananthah [18] identifican la fascia del abdomen.

También, se podría tratar de hacer una umbralización adaptativa para el caso de muslos como los de los pacientes HV014_1_50 y HV015_1_31, en los que hay una gran heterogeneidad en los niveles de los gris de los tejidos.

Finalmente, otra línea de trabajo podría ser el intentar conseguir una correcta segmentación en los muslos incompletos.

6. Bibliografía

- [1] M. a. J. Pérez Miguelsanz, W. Cabrera Parra, G. Varela Moreiras, y M. Garaulet, “Distribución regional de la grasa corporal: Uso de técnicas de imagen como herramienta de diagnóstico nutricional”, *Nutr. Hosp.*, vol. 25, núm. 2, pp. 207–223, 2010.
- [2] B. Mittal, “Subcutaneous adipose tissue & visceral adipose tissue”, *Indian J. Med. Res.*, vol. 149, núm. 5, pp. 571–573, 2019.
- [3] O. Addison, R. L. Marcus, P. C. Lastayo, y A. S. Ryan, “Intermuscular fat: a review of the consequences and causes”, *Int. J. Endocrinol.*, vol. 2014, p. 309570, 2014.
- [4] A. Salvà et al., “La prevalencia de sarcopenia en residencias de España: comparación de los resultados del estudio multicéntrico ELLI con otras poblaciones”, *Rev. Esp. Geriatr. Gerontol.*, vol. 51, núm. 5, pp. 260–264, 2016.
- [5] “Instituto Nacional de Estadística”, Ine.es. [En línea]. Disponible en: https://www.ine.es/ss/Satellite?L=es_ES&c=INESeccion_C&cid=1259926457058&p=%5C&pagename=ProductosYServicios%2FPYSLayout¶m1=PYSDetalle¶m3=1259924822888. [Consultado: 20-jun-2022].
- [6] C. F. Lins, C. E. G. Salmon, y M. H. Nogueira-Barbosa, “Applications of the Dixon technique in the evaluation of the musculoskeletal system”, *Radiol. Bras.*, vol. 54, núm. 1, pp. 33–42, 2021.
- [7] H. Guerini et al., “Fat suppression with Dixon techniques in musculoskeletal magnetic resonance imaging: A pictorial review”, *Semin. Musculoskelet. Radiol.*, vol. 19, núm. 4, pp. 335–347, 2015.
- [8] D. Bell y C. Moore, “Dice similarity coefficient”, *Radiopaedia.org*. [Radiopaedia.org](https://radiopaedia.org/dice-similarity-coefficient), 15-mar-2020.
- [9] K. H. Zou et al., “Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index1”, *Acad. Radiol.*, vol. 11, núm. 2, pp. 178–189, 2004.
- [10] S. C. N. Hui, T. Zhang, L. Shi, D. Wang, C.-B. Ip, y W. C. W. Chu, “Automated segmentation of abdominal subcutaneous adipose tissue and visceral adipose tissue in obese adolescent in MRI”, *Magn. Reson. Imaging*, vol. 45, pp. 97–104, 2018.
- [11] S. Orgiu, C. L. Lafortuna, F. Rastelli, M. Cadioli, A. Falini, y G. Rizzo, “Automatic muscle and fat segmentation in the thigh from T1-Weighted MRI: AutomaticT1-W MRI Segmentation of the Thigh”, *J. Magn. Reson. Imaging*, vol. 43, núm. 3, pp. 601–610, 2016.
- [12] S. Mesbah et al., “Correction: Novel stochastic framework for automatic segmentation of human thigh MRI volumes and its applications in spinal cord injured individuals”, *PLoS One*, vol. 14, núm. 7, p. e0219810, 2019.

- [13] V. Positano, T. Christiansen, M. F. Santarelli, S. Ringgaard, L. Landini, y A. Gastaldelli, “Accurate segmentation of subcutaneous and intermuscular adipose tissue from MR images of the thigh”, *J. Magn. Reson. Imaging*, vol. 29, núm. 3, pp. 677–684, 2009.
- [14] C. Cordes et al., “MR-detected changes in liver fat, abdominal fat, and vertebral bone marrow fat after a four-week calorie restriction in obese women: MR-Detected Fat Changes After a Diet”, *J. Magn. Reson. Imaging*, vol. 42, núm. 5, pp. 1272–1280, 2015.
- [15] A. Mühlberg, O. Museyko, V. Bousson, P. Pottecher, J.-D. Laredo, y K. Engelke, “Three-dimensional distribution of muscle and adipose tissue of the thigh at CT: Association with acute hip fracture”, *Radiology*, vol. 290, núm. 2, pp. 426–434, 2019.
- [16] S. Karampatos et al., “The reliability of a segmentation methodology for assessing intramuscular adipose tissue and other soft-tissue compartments of lower leg MRI images”, *MAGMA*, vol. 29, núm. 2, pp. 237–244, 2016.
- [17] O. Chaudry et al., “Segmentation of the fascia lata and reproducible quantification of intermuscular adipose tissue (IMAT) of the thigh”, *MAGMA*, vol. 34, núm. 3, pp. 367–376, 2021.
- [18] S. A. Sadananthan et al., “Automated segmentation of visceral and subcutaneous (deep and superficial) adipose tissues in normal and overweight men: Automated Segmentation of Adipose Tissue”, *J. Magn. Reson. Imaging*, vol. 41, núm. 4, pp. 924–934, 2015.
- [19] V. Caselles, R. Kimmel, y G. Sapiro, *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 22, núm. 1, pp. 61–79, 1997.
- [20] J. Ma, J. He, y X. Yang, “Learning geodesic active contours for embedding object global information in segmentation CNNs”, *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 40, núm. 1, pp. 93–104, 2021.
- [21] “Welcome to 3D Slicer’s documentation! — 3D Slicer documentation”, *Readthedocs.io*. [En línea]. Disponible en: <https://slicer.readthedocs.io/en/latest/index.html>. [Consultado: 20-jun-2022].
- [22] J. J. M. van Griethuysen et al., “Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype”, *Cancer Res.*, vol. 77, núm. 21, pp. e104–e107, 2017.
- [23] E. Niklasson et al., “Assessment of anterior thigh muscle size and fat infiltration using single-slice CT imaging versus automated MRI analysis in adults”, *Br. J. Radiol.*, vol. 95, núm. 1133, p. 20211094, 2022.

