

ANÁLISIS DE TEXTURAS EN RM EN MÚSCULOS LUMBARES PARA LA CUANTIFICACIÓN DE LA SARCOPENIA

“La lente que ayuda al radiólogo a hacer medible lo invisible”

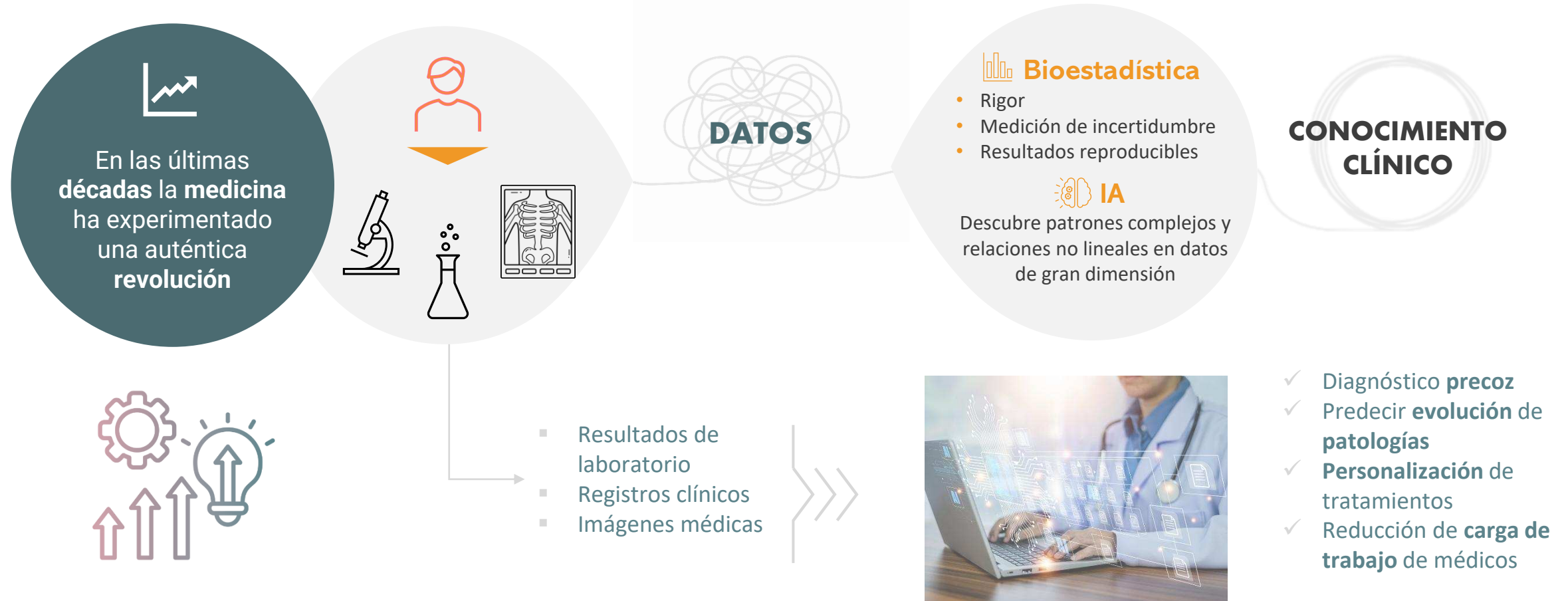
Ana Blanco Bugueiro¹, César Veiga García¹, Alfonso Iglesias Arias²,
Alfonso Iglesias Castañón³, Mercedes Arias González³

¹Plataforma IA, Instituto de Investigación Sanitaria Galicia Sur (IIS Galicia Sur). SERGAS-UVIGO, Vigo;

²Ingeniería Industrial. Universidad de Vigo. UVIGO;

³Unidad de Diagnóstico por Imagen, Empresa Pública de Servicios de Salud Galaria, Servicio Gallego de Salud (SERGAS).

La revolución de los datos en Medicina



Índice

Parte I. Análisis de texturas en RM

1. ¿Qué es una textura en RM?
2. Flujo de trabajo para el análisis de texturas basado en RM
3. Preprocesado y segmentación
4. Métodos de análisis de texturas. Primer orden, segundo orden y multiescala
5. De píxeles a decisiones: construcción de biomarcadores cuantitativos

Parte II. Cuantificación de la sarcopenia en RM

1. Sarcopenia
2. Caracterización muscular a partir del análisis de texturas
3. Mapa de probabilidad de grasa muscular
4. Estimación del ratio grasa-músculo
5. Predicción del nivel de sarcopenia

Lecciones aprendidas

Referencias



PARTE I

Análisis de texturas

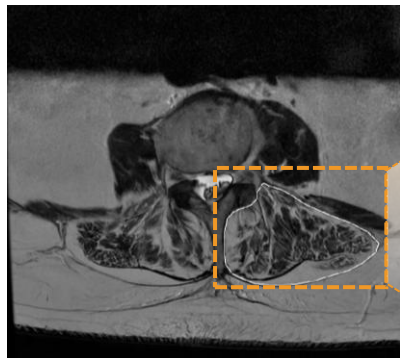
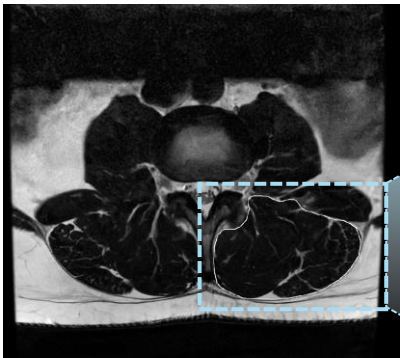
1. ¿Qué es una textura en RM?



2. Flujo de trabajo para el análisis de texturas basado en RM

1 Adquisición de imágenes y preprocesado

Imágenes de RM ponderadas en T2



2 Segmentación de la región de interés



3 Extracción de características de texturas

Primer Orden

- Histograma
- Media
- Varianza
- Asimetría

Segundo Orden

- Matriz de Co-Ocurrencia de Niveles de Gris (GLCM)
- Matriz de Longitud de Carrera de Nivel de Gris (GLRLM)

Multi escala

- Transformación discreta de Wavelet (DWT)
- Dimensión Fractal (FD)

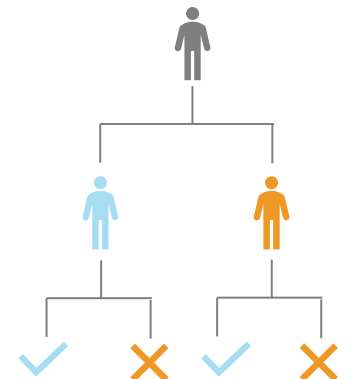
4 Análisis estadístico

- Comparar las **características** extraídas entre grupos, utilizando **pruebas** estadísticas y visualizaciones apropiadas.
- **Seleccionar** las características más representativas.
- Definir una **puntuación** combinando las características seleccionadas que se utilizarán como **indicador de la patología**.
- Evaluar la **capacidad** de la **puntuación** para **discriminar** entre grupos.
- **Correlacionar** la puntuación con **indicadores clínicos**.

5 Evaluación de los clínicos



Resultado del modelo



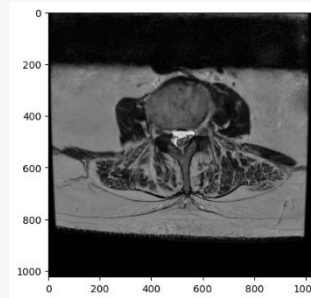
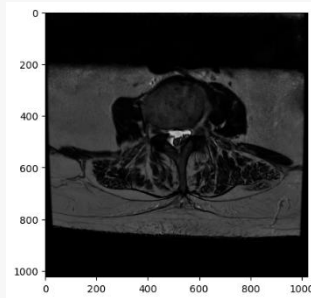
3. Preprocesado y Segmentación

PREPROCESADO

Conjunto de **técnicas** para **mejorar** la calidad y **extraer información** relevante de las imágenes antes de ser analizadas.

¿Por qué es necesario el preprocesado?

Para asegurar que los datos son **comparables** y están listos para ser analizados, ya que impacta directamente en el rendimiento y fiabilidad de los modelos analíticos.



P.e. El brillo en una imagen afecta a los niveles de gris y puede alterar los resultados.

¿Cómo se puede resolver?

Reducción de **ruido**, **normalización** de intensidades, **estandarización**, **redimensionado**, ...

¿Cual es el resultado?

Imágenes **sin sesgo** por los parámetros de adquisición o por diferencias entre los escáneres.

SEGMENTACIÓN

Identificar y aislar la **región** anatómica de **interés**.

Manual

- Radiólogos.
- Preciso, pero requiere mucho tiempo.



Automático

- Modelos de machine learning o deep learning.



La **precisión** de los **biomarcadores** depende de una segmentación correcta.

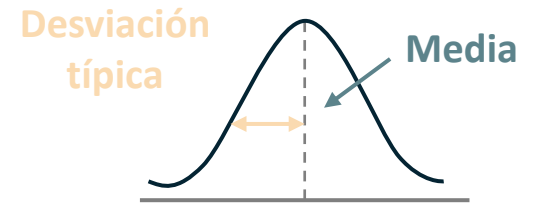
4.1 Métodos de análisis de texturas. Primer Orden

Primer Orden

Describen los **píxeles individualmente**

- **Media:** media de la intensidad de los píxeles en una región de la imagen.
- **Varianza:** grado de desviación de la intensidad de los píxeles alrededor de la media.
- **Histograma:** distribución de la intensidad de los píxeles en la imagen (o en una región).
- **Asimetría:** asimetría del histograma: si las intensidades se inclinan hacia valores oscuros o claros.
- **Entropía:** medida de aleatoriedad o desorden de las intensidades.
- **Energía:** suma del cuadrado de los valores de los píxeles; refleja uniformidad.

⋮



4.2 Métodos de análisis de texturas. Segundo Orden

Primer Orden

Describen los píxeles individualmente

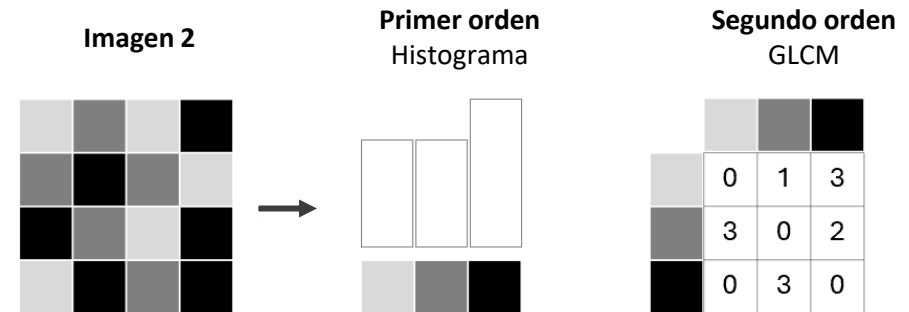
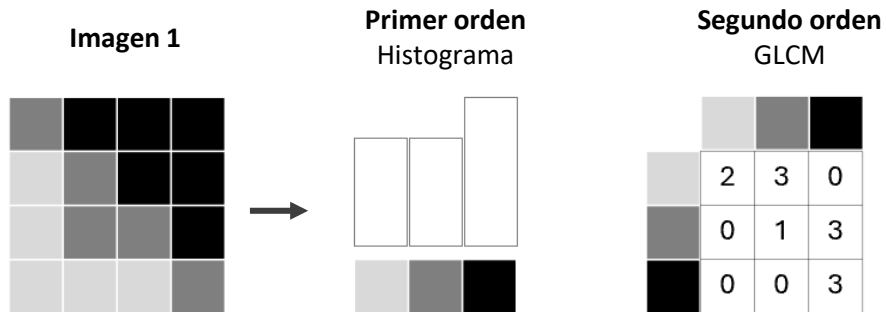
Segundo orden

Describen **relaciones** entre **píxeles vecinos**

→ **GLCM**: Gray Level Co-occurrence Matrix

→ **GLRLM**: Gray Level Run-Length Matrix

Capturan la **heterogeneidad** e **irregularidad estructural** no visible para el ojo humano



Imágenes diferentes >>> Características de primer orden iguales

PERO

Características de segundo orden diferentes

“Los vecinos importan”

4.2.1 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM): “Analizando los vecinos”



¿Cómo medimos la **textura** en una imagen?



No solo son importantes los **píxeles**, sino que también lo es la **relación** entre ellos.

GLCM

- GLCM **cuenta** con qué **frecuencia** aparece un **nivel de gris** “al lado” de otro.
- Es una **matriz cuadrada** $P(i, j)$ donde cada elemento representa la frecuencia con la que un píxel con nivel de gris i aparece junto a un píxel con nivel de gris j a una distancia específica (d) y una dirección (θ) en la imagen.

¿Qué podemos **obtener** a partir de la **GLCM**?

Contraste

Mide la variación local de las intensidades (es alto en tejidos heterogéneos).

$$\sum_{i,j} (i - j)^2 P(i, j)$$

Homogeneidad

Alta cuando la textura es uniforme.

$$\sum_{i,j} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|}$$

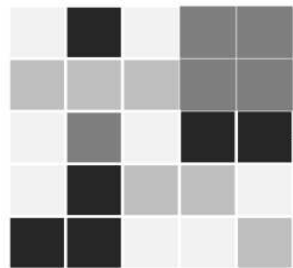
Disimilitud

Mide la variación local de intensidades ponderada por la frecuencia (es alta en tejidos heterogéneos).

$$\sum_{i,j} |i - j| P(i, j)$$

Correlación

Mide la correlación lineal entre niveles de gris de píxeles vecinos



Imagen

4	1	4	2	2
3	3	3	2	2
4	2	4	1	1
4	1	3	3	4
1	1	4	4	2

Píxeles de la imagen

	1	2	3	4
1	2	0	1	2
2	0	2	0	1
3	0	1	3	1
4	3	3	0	1

GLCM

$d = 1$
 $\theta = 0^\circ$



La **GLCM** transforma **texturas invisibles para el ojo humano** en **números** que son **comparables** y pueden utilizarse como **biomarcadores**

4.2.2 Gray Level Run-Length Matrix (GLRLM): “Analizando los vecinos”

GLRLM

- **GLRLM** describe “runs”: secuencias consecutivas de píxeles con el mismo nivel de gris en una dirección dada (θ).
- Es una **matriz cuadrada** $P(i, j)$ donde cada elemento representa el número de veces que un “run” de longitud j aparece con nivel de gris i .

Ejemplo intuitivo: en una fila de intensidades (2, 2, 2, 1, 1, 3), hay un “run” de 3 píxeles con valor 2, un “run” de 2 con valor 1 y un “run” de 1 con valor 3.

¿Qué podemos obtener a partir de la GLRLM?

Short y Long Run Emphasis

- **SRE**. Alto cuando hay muchos “runs” cortos (tejido granulado)
- **LRE**. Alto cuando hay muchos “runs” largos (tejido uniforme)

$$\frac{1}{N} \sum \frac{P(i, j)}{j^2}$$

$$\frac{1}{N} \sum P(i, j) j^2$$

Gray Level y Run Length Non-Uniformity

- **GLNU**. Mide la variabilidad de niveles de gris. Alto en tejidos heterogéneos
- **RLNU**. Mide la variabilidad de longitud de “runs”. Alto si los “runs” son inconsistentes

$$\frac{1}{N} \sum \left(\sum_j P(i, j) \right)^2$$

$$\frac{1}{N} \sum \left(\sum_i P(i, j) \right)^2$$

Low y High Gray-Level Run Emphasis

- **LGRE**. Enfatiza la contribución de “runs” de nivel de gris bajo
- **HGRE**. Enfatiza la contribución de “runs” de nivel de gris alto

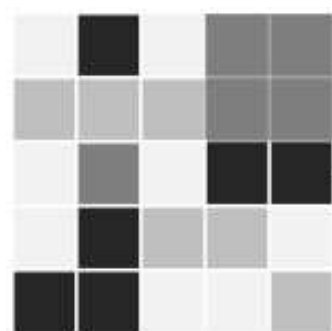
$$\frac{1}{N} \sum \frac{P(i, j)}{i^2}$$

$$\frac{1}{N} \sum P(i, j) i^2$$

Run Percentage (RP)

Número de “runs” normalizado. Sensible a la densidad de la textura

$$\frac{\text{Number of runs}}{N}$$



Imagen

4	1	4	2	2
3	3	3	2	2
4	2	4	1	1
4	1	3	3	4
1	1	4	4	2

Píxeles de la imagen

	1	2	3	4
1	2	2	0	0
2	2	2	0	0
3	0	2	1	0
4	6	1	0	0

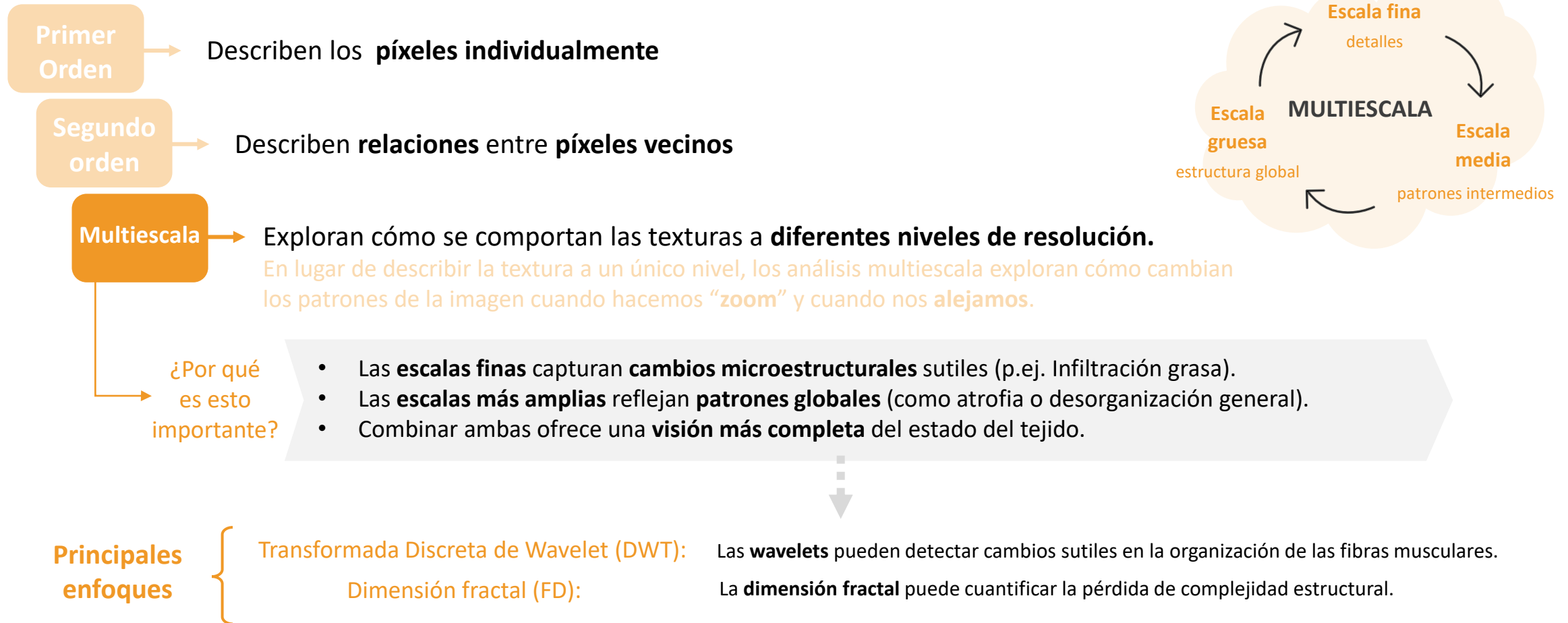
GLRLM

$\theta = 0^\circ$



GLRLM revela si un **tejido** habla en susurros **cortos** o en frases **largas** — y ese lenguaje puede predecir la enfermedad.

4.3 Métodos de análisis de texturas. Multiescala

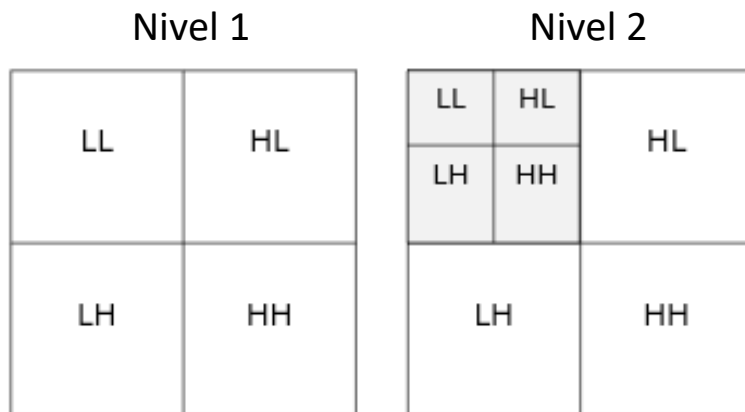


4.3.1 Transformada Discreta de Wavelet (DWT)

DWT descompone una imagen en diferentes niveles de detalle

- ▲ Revela bordes, texturas y estructuras ocultas que el ojo humano no puede percibir fácilmente, al dividir la imagen en componentes de **baja frecuencia** (estructura general) y componentes de **alta frecuencia** (bordes)
- ▲ Se puede aplicar en múltiples niveles
- ▲ En 2D, genera **sub-bandas**:
 - **LL** (aproximación)
 - **LH** (detalles horizontales)
 - **HL** (detalles verticales)
 - **HH** (detalles diagonales)

Descomposición
de la imagen



CARACTERÍSTICAS DERIVADAS

- **Energía** de cada sub-banda
- **Entropía** de cada sub-banda
- **Estadísticos de textura** (media, varianza, contraste,...) calculados en las sub-bandas



DWT **complementa** los análisis **GLCM y GLRLM** porque **analiza la textura a diferentes niveles de resolución**

- ✓ Cuantifica **heterogeneidad** a **múltiples escalas**
- ✓ Es útil para **diferenciar** tejidos con **patrones granulados** (infiltración grasa) de aquellos con **estructuras** más gruesas (músculo sano)



Los **Wavelets** nos permiten **diseccionar** una imagen **capa por capa**, destapando **estructuras ocultas** que definen la **patología**

4.3.2 Dimensión Fractal (DF)

La **Dimensión Fractal (DF)** mide cómo de compleja es una estructura. Los fractales capturan tanto **patrones irregulares** como **semejantes** que suelen exhibir los tejidos biológicos

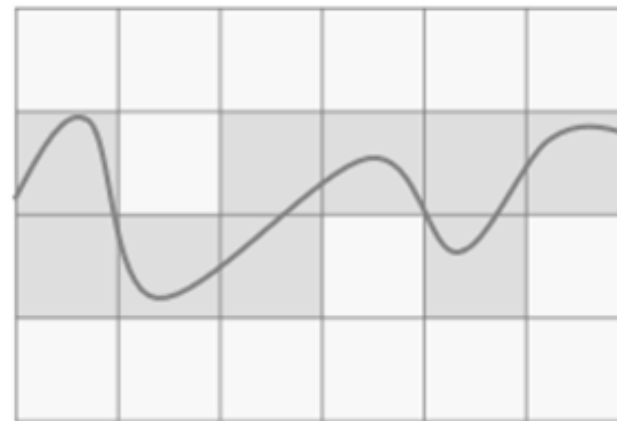
¿Cómo se
obtiene la DF?

Box- counting

1. Cubrir la imagen con una **rejilla de cajas** de tamaño ε
2. Contar **cuántas cajas contienen** parte de la **estructura**
3. La **DF** se calcula a partir de la escala entre este conteo y el tamaño de las cajas

↑ DF ⇒ Estructura irregular,
heterogénea

↓ DF ⇒ Estructura simple,
homogénea

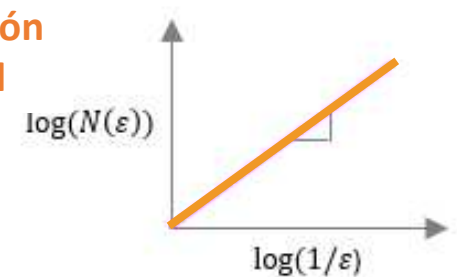


N=9

Imagen

$$D = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log(N(\varepsilon))}{\log(1/\varepsilon)}$$

Dimensión
fractal



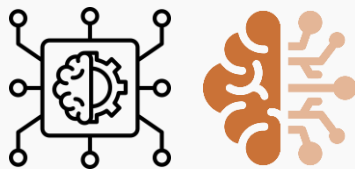
→ La **Dimensión fractal** proporciona una **escala objetiva** para **capturar** la **heterogeneidad** del **tejido** más allá de lo que percibe el ojo.

5. De píxeles a decisiones: construcción de biomarcadores cuantitativos

1 De números a patrones

	Homogeneidad GLCM	GLRLM-Short Run Emphasis	DF	...	Nivel de sarcopenia
Paciente 1					
Paciente 2					
...					

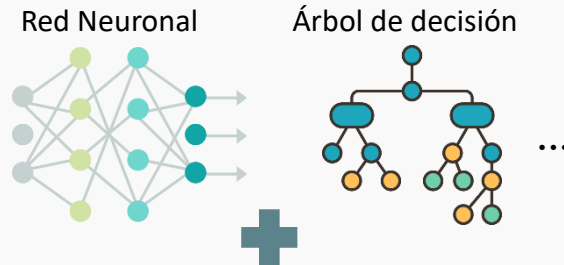
Modelo de Machine Learning



Los algoritmos de Machine Learning buscan patrones en estos valores para distinguir una región anatómica sana de una con cierta patología

2 De modelos a predicciones

MODELO ENTRENADO



NUEVOS
PACIENTES



NIVEL de SARCOPENIA
de los nuevos pacientes

3 De predicciones a biomarcadores

UTILIDAD CLÍNICA

- Estos modelos producen **biomarcadores cuantitativos**, que pueden ser utilizados para **diagnóstico y detección temprana**.
- Estos **resultados objetivos** complementan el ojo del radiólogo y proporcionan **reproducibilidad**.

A wireframe illustration of a human arm and hand, rendered in a light gray color. The arm is bent at the elbow, with the hand pointing towards the top right. The wireframe consists of numerous interconnected lines forming a mesh that outlines the shape of the arm and hand. The background is a solid light gray.

PARTE II

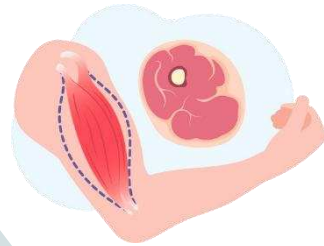
MR Cuantitativa en sarcopenia

1. Sarcopenia

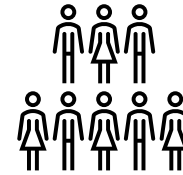
Sarcopenia

Pérdida progresiva de masa muscular, fuerza y funciones, relativa a la edad

Un factor de riesgo en el envejecimiento



Su prevalencia es alta en la población

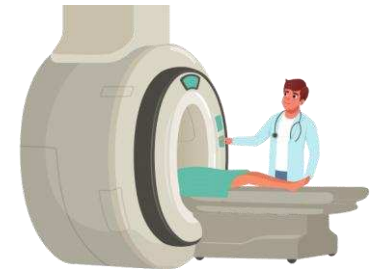


5% – 13% → 60 – 70 años
11% – 50% → >80 años



La **detección temprana** es esencial para promover **intervenciones** que **mitiguen** su impacto en la salud

La **resonancia magnética (RM)** permite la evaluación de la composición del músculo y la infiltración grasa, característica de la sarcopenia



Cambios en el estilo de vida
Ejercicio físico
Suplementos nutricionales



Modalidad **no invasiva**
Alta prevalencia de estudios de RM lumbares

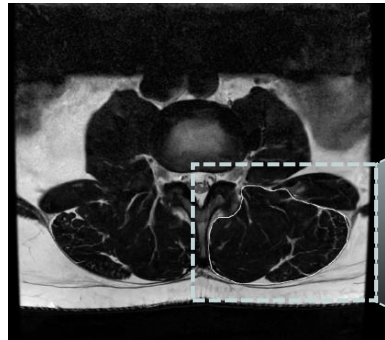
Evaluación sistemática de la **atrofia** de los músculos paravertebrales y de la **infiltración grasa**

Potencial marcador de sarcopenia

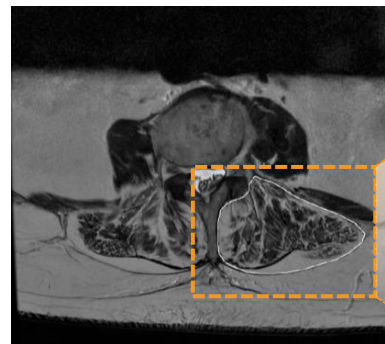
2. Caracterización muscular a partir del análisis de texturas

1 Adquisición y segmentación de las imágenes

Imágenes RM ponderadas en T2



Músculo sano



Músculo sarcopénico



2 ¿Las imágenes están en la misma escala de grises?

No, no lo están

$$\frac{Pixel - Min}{Max - Min}$$

Estandarización

3 Extracción de características de texturas de las regiones de interés de las imágenes (músculos)

Obtenemos las diferentes características de texturas:

- **Características de primer orden**
- **GLCM**
- **GLRLM**
- **DWT**
- **FD**



4 ¿Todas caracterizan los músculos? ¿Hay alguna diferencia entre las características de un músculo sano y uno con sarcopenia?

Comparación

2.1 Características de primer orden

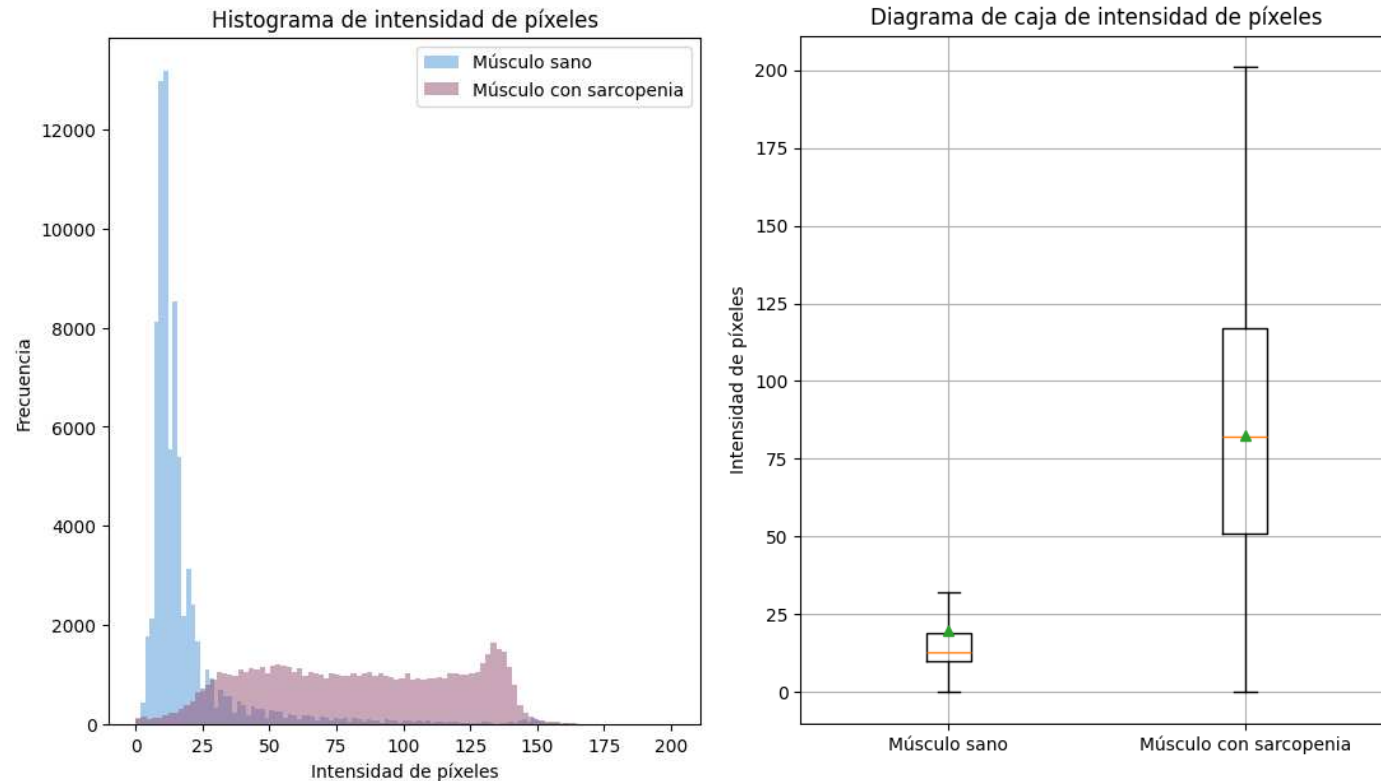


Fig. Histograma y diagrama de cajas de la intensidad de los píxeles en un músculo sano y uno con sarcopenia a partir de imágenes de RM ponderadas en T2.

Escala de grises de las imágenes

256 tonos de gris

Características de primer orden

	Músculo sano	Músculo con sarcopenia
Media	19.7	82.8
Desviación típica	22.4	37.6
Mínimo	0	0
Máximo	172	201

Las características de primer orden ya indican la posible presencia de infiltración grasa en el músculo con sarcopenia

2.2 GLCM: Gray Level Co-Occurrence Matrix

- La **GLCM** se puede visualizar como un **mapa de calor**.
- Cada mapa de calor muestra **con qué frecuencia la intensidad de un pixel (eje x) aparece al lado de la intensidad del pixel vecino (eje y)**.

Colores más oscuros = Mayor frecuencia de ese par

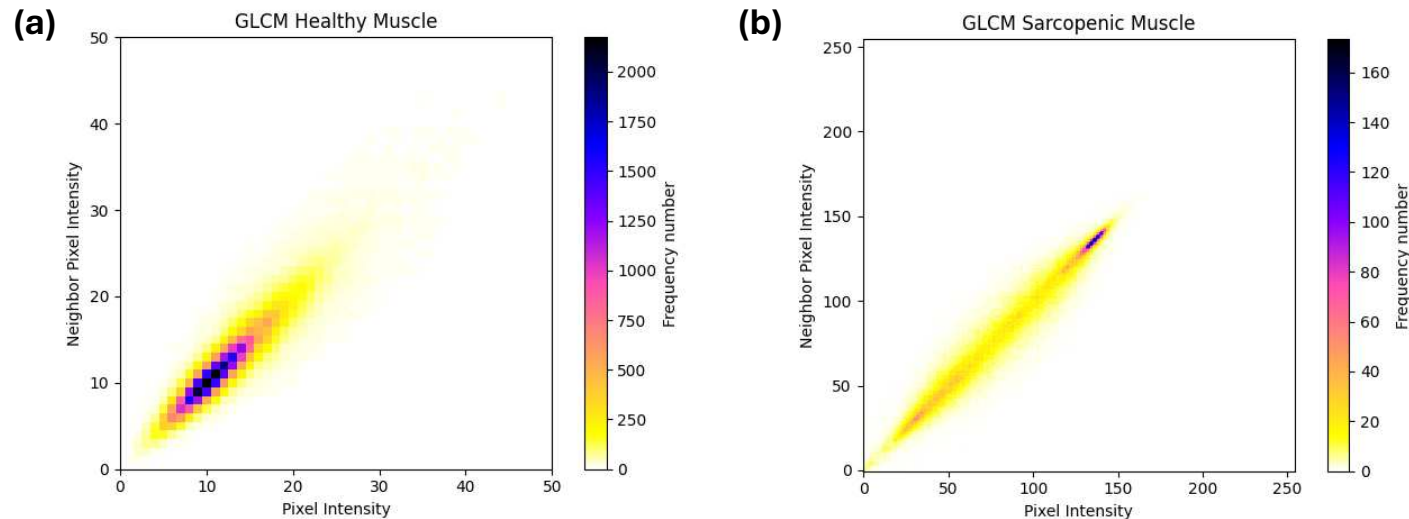


Fig. Análisis de texturas utilizando la Matriz de Co-ocurrencia de niveles de gris (GLCM): histograma en 2D de la intensidad de los píxeles en comparación con la intensidad de sus vecinos para (a) un músculo sano y (b) un músculo con sarcopenia a partir de imágenes de RM ponderadas en T2.

(a) Músculo sano

- Colores **concentrados** y más **oscuros** (menor intensidad de píxeles).
- Refleja una textura de tejido **homogénea y organizada**.

(b) Músculo sarcopénico

- Colores más **dispersos** y **brillantes** (mayor intensidad de píxeles).
- Refleja **heterogeneidad, infiltración grasa y desorganización** estructural.

Los mapas de coocurrencia revelan **diferencias ocultas** en la microestructura del tejido.

2.3 Características derivadas de la GLCM

Contraste GLCM

Más alto en el paciente con **sarcopenia**, una señal de **heterogeneidad**.

Correlación GLCM

Disminuye a medida que aumenta la **distancia entre píxeles** en ambos músculos. Cuando la distancia es pequeña, es similar para ambos casos, mientras que cuando aumenta la distancia, hay **mayor correlación** en el caso del paciente con **sarcopenia**.

Homogeneidad GLCM

Refleja que el **músculo sano** es **más uniforme** que el sarcopénico, ya que la **homogeneidad** es **mayor** independientemente de la distancia entre píxeles.

Disimilitud GLCM

Muestra que el músculo con **sarcopenia** es más heterogéneo que el sano, al ser la **disimilitud** más **alta**. Además, aumenta con la distancia entre píxeles en ambos casos, pero más abruptamente en el caso con sarcopenia.

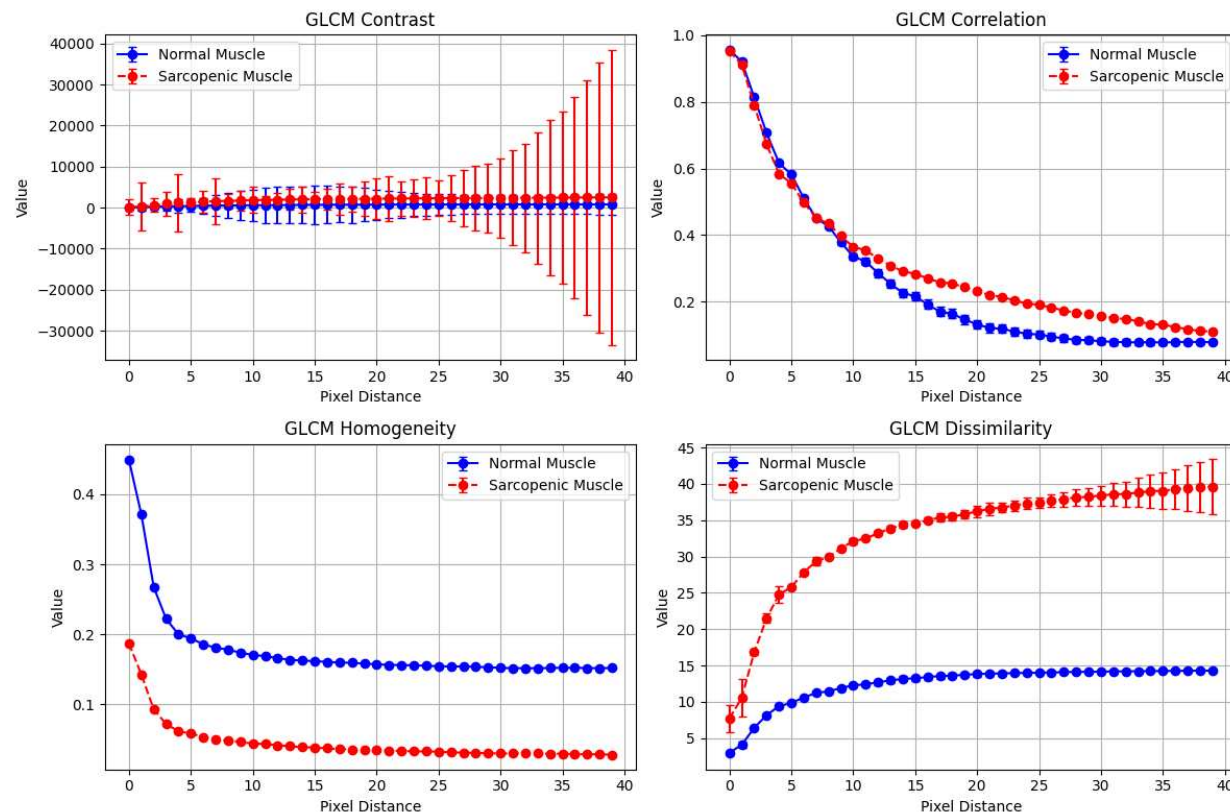


Fig. Variación de las características GLCM — contraste, correlación, homogeneidad y disimilitud — con la distancia entre píxeles, promediada a lo largo de cuatro direcciones (0°, 45°, 90°, 135°) para ambos músculos.

2.4 GLRLM: Gray Level Run-Length Matrix

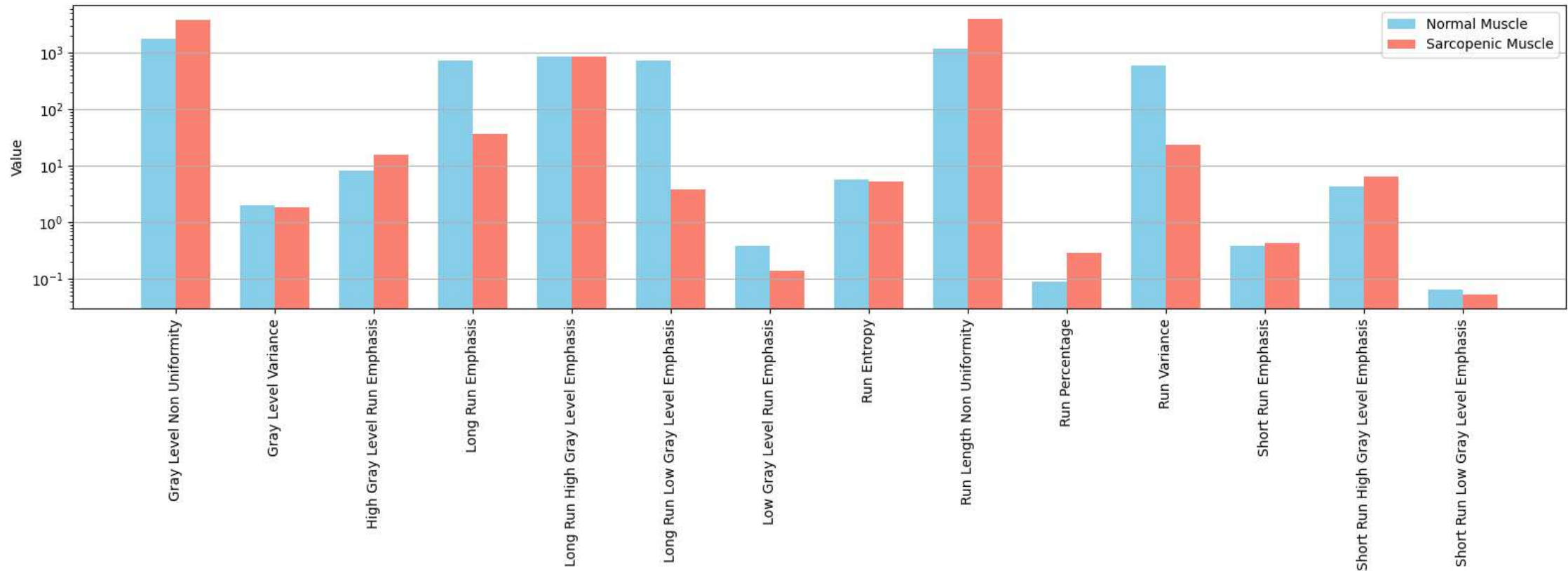


Fig. Análisis de texturas utilizando la Matriz de niveles de corridas de gris (GLRLM). Comparación de diferentes características basadas en la GLRLM para un músculo sano y uno con sarcopenia a partir de imágenes de RM ponderadas en T2.

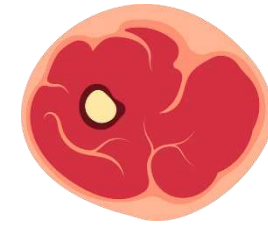
2.5 Características derivadas de la GLRLM

↑ Valores más **altos** en el **músculo con sarcopenia**

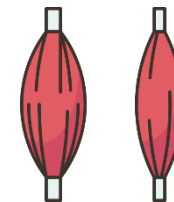
- ✓ Short Run Emphasis ⇒ tejido **granulado**
- ✓ High Gray-Level Run Emphasis ⇒ runs con **intensidades altas**
- ✓ Run Length Non-Uniformity ⇒ runs **inconsistentes**
- ✓ Gray Level Non-Uniformity ⇒ textura **heterogénea**
- ✓ Short Run High Gray Level Emphasis ⇒ runs cortos con intensidades altas
- ✓ Run Percentage ⇒ textura **fragmentada**

↑ Valores más **altos** en el **músculo sano**

- ✓ Long Run Emphasis ⇒ tejido **uniforme**
- ✓ Low Gray Level Run Emphasis ⇒ runs con **intensidades bajas**
- ✓ Short Run Low Gray Level Emphasis ⇒ runs cortos con intensidades bajas
- ✓ Long Run Low Gray Level Emphasis ⇒ runs largos con intensidades bajas



Las **características GLRLM** sugieren que el **músculo sarcopénico** es más **heterogéneo**, con un tejido más **granular**, colores más **claros** y una **estructura inconsistente**, señales de infiltración grasa, característica de la sarcopenia.



2.6 Transformada Discreta de Wavelet (DWT)

La transformada de **Wavelet** muestra que la **estructura del músculo con sarcopenia** está **más fragmentada**.

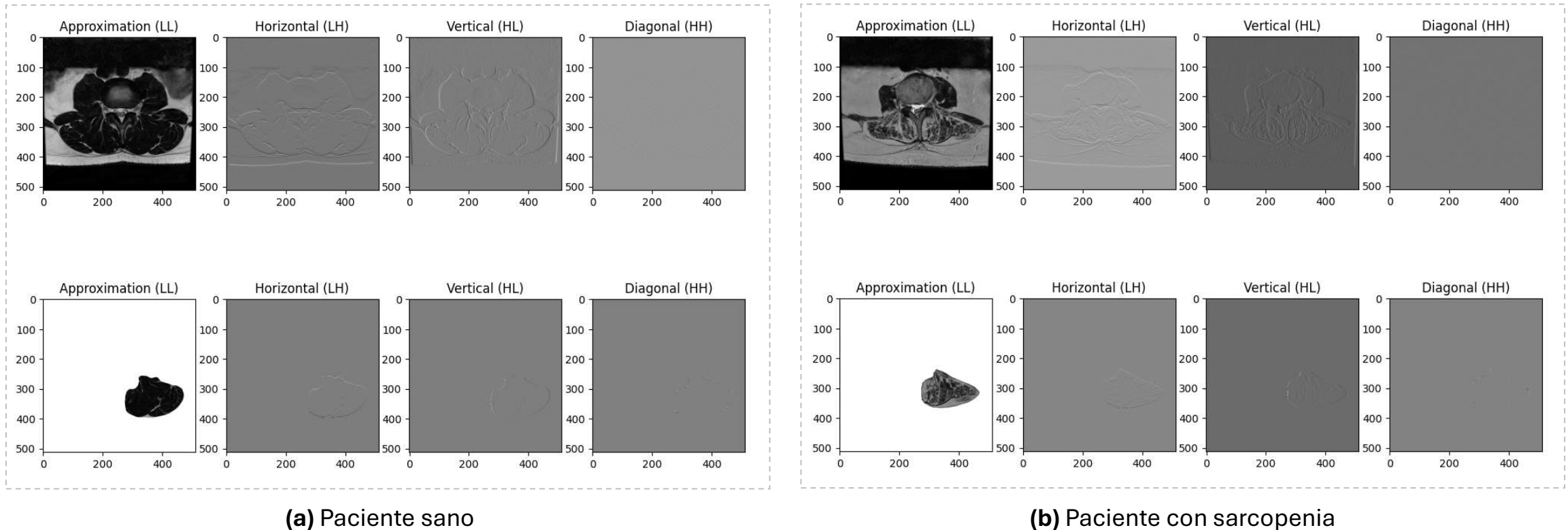


Fig. Descomposición de la imagen utilizando la Transformada Discreta de Wavelet para imágenes de RM ponderadas en T2 para (a) un paciente sano y (b) un paciente con sarcopenia.

2.7 Dimensión Fractal (DF)

La **dimension fractal** es **sensible**
al **método** de **binarización**



Dependiendo del **método de umbralización**, un músculo con sarcopenia puede parecer más o menos Complejo, reflejando la heterogeneidad subyacente del tejido.

OTSU'S THRESHOLD

- Separa la imagen en **dos clases**, **maximizando** la **varianza** entre ellas.
- La **infiltración de grasa** en el músculo sarcopénico puede ser omitida o mezclada, lo que crea una superficie menos rugosa.

$FD_{\text{músculo con sarcopenia}} < FD_{\text{músculo sano}}$



Hay que tener **cuidado** con el **método** de **binarización** y su correspondiente **interpretación**.

LI'S THRESHOLD & MEAN THRESHOLD*

- Son más **sensibles** a **intensidades intermedias**.
- Puede **destacar** la **heterogeneidad** interna.

* En este caso, la DF coincide con ambos métodos.

$FD_{\text{músculo con sarcopenia}} > FD_{\text{músculo sano}}$



Textura más **compleja**,
irregular y **fragmentada**

2.8 Dimensión Fractal (DF)

1
Binarización de la
imagen y de la
region de interés

2
Cálculo de la
Dimensión Fractal
con el método de
Box-counting

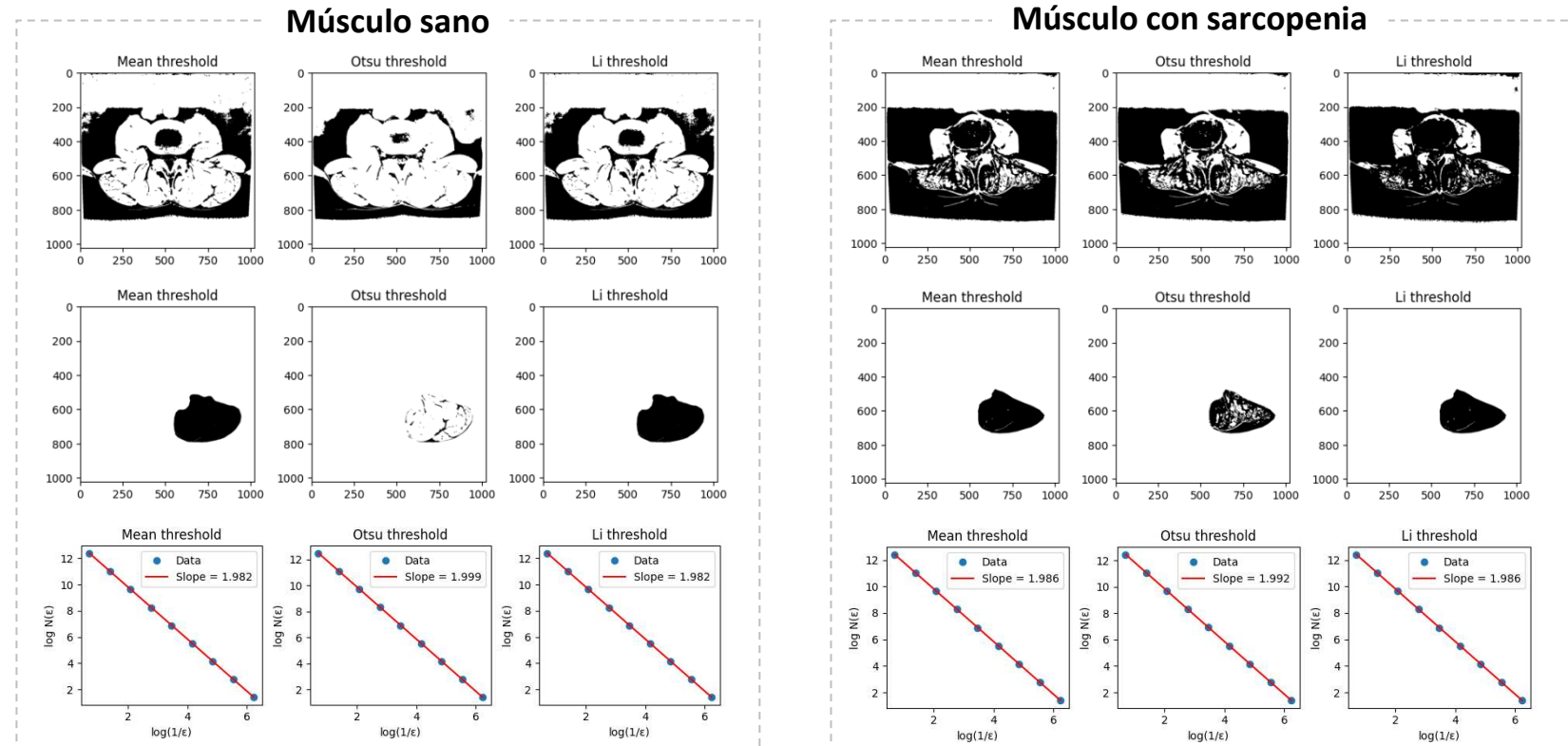


Fig. Estimación de la Dimensión Fractal (DF) de imágenes de RM lumbar en dos pasos: (1) Binarización de la imagen y de la región de interés usando métodos de umbralización— la media, el método de Otsu y el método de Li; (2) Cálculo de la DF usando el método de box-counting, basado en la pendiente del gráfico log-log del tamaño de la caja frente al conteo de cajas.

3. Mapa de probabilidad de grasa muscular

- Aunque **no** es una **característica de textura**, esta segmentación probabilística ilustra como el **modelado** estadístico puede **mejorar la caracterización de tejidos**.
- Los **Gaussian Mixture Models (GMM)** asignan a cada **píxel** una **probabilidad** de **pertenecer a un tejido muscular**. Esto permite una cuantificación más completa, especialmente en músculos heterogéneos afectados por la sarcopenia.

GMM

- GMM asume que la imagen está formada por diferentes tipos de tejido, cada uno con diferente rango de intensidades, que se distribuyen como una curva Gaussiana.
- En lugar de tomar un umbral fijo, GMM estima varias curvas Gaussianas asociadas con diferentes tipos de tejido

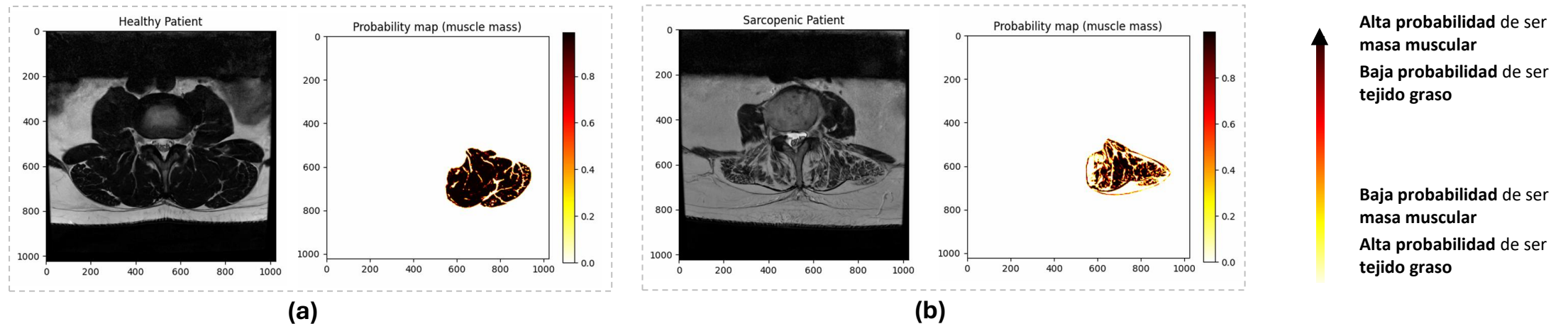
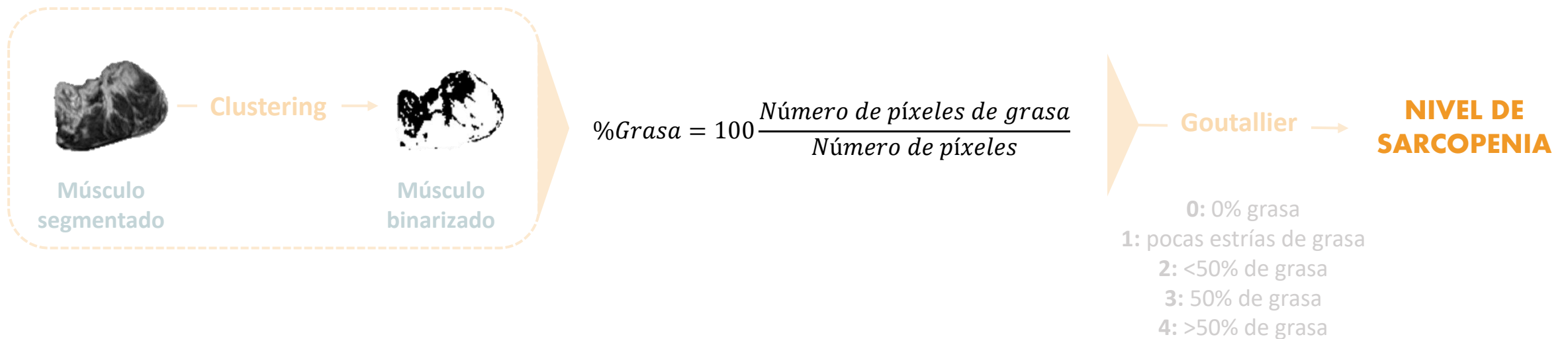


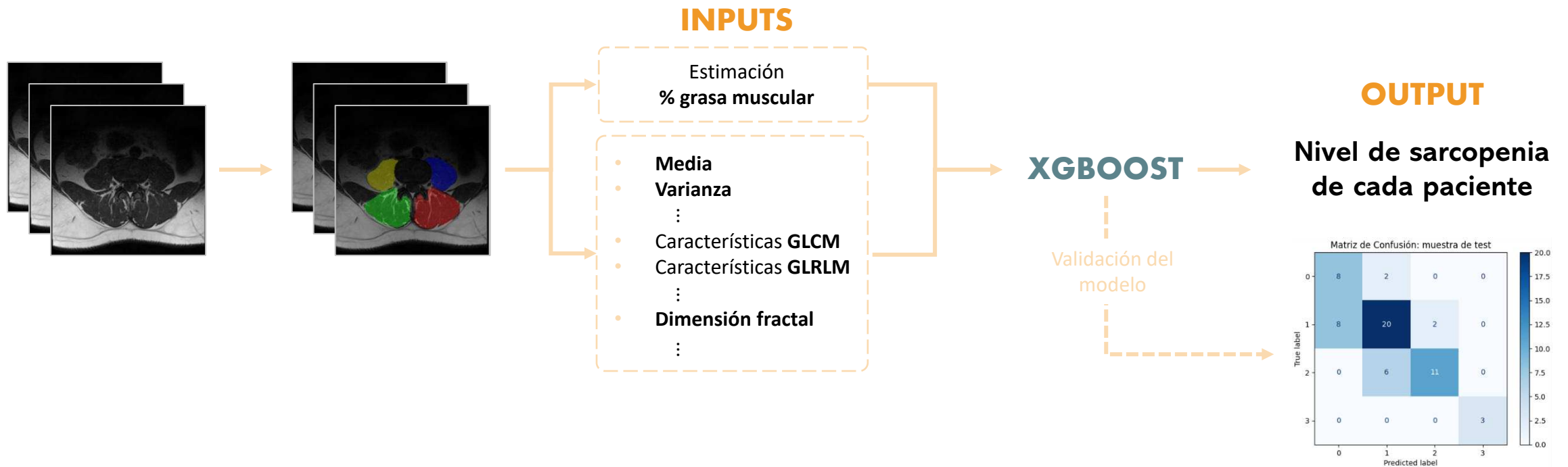
Fig. Mapa de probabilidad de masa muscular en músculos lumbares a partir de imágenes de RM de:
(a) un paciente sano y (b) uno con sarcopenia, estimado por un GMM con 2 clases.

4. Estimación del ratio grasa-músculo

- A partir de **Gaussian Mixture Models** (GMM) o algoritmos de *clustering* como **k-means** es posible estimar de forma cuantitativa el **% de grasa infiltrada en el músculo**.
- Este tipo de métodos permiten **diferenciar** cuántos **píxeles** del músculo se corresponderían con **grasa** y cuántos con **masa muscular**.
- De este modo, se puede obtener así una **ratio grasa/músculo**, que serviría para relacionar con el **grado de sarcopenia**.
- Este procedimiento sería análogo a la **evaluación** realizada por los **radiólogos** mediante la **escala de Goutallier**.

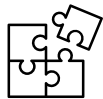


5. Predicción del nivel de sarcopenia



Las características de texturas extraídas de las RM contienen información relevante sobre la infiltración grasa muscular y permiten estimar automáticamente el grado de sarcopenia mediante modelos de aprendizaje automático

Mensajes clave



Métodos de análisis de texturas: Las matrices GLCM, GLRLM, los Wavelets, y los fractales capturan **heterogeneidad** y nos proporcionan una **descripción objetiva** de las estructuras y **patrones** en la imagen.



Más allá de lo que el ojo puede ver: Las **técnicas** de análisis de **texturas** expuestas **cuantifican patrones** del **tejido** que pueden resultar **invisibles** para los radiólogos.



Sarcopenia como caso de estudio: La **infiltración grasa** y la **desorganización microestructural** pueden ser capturadas mediante técnicas estadísticas en las imágenes de **RM**.



En busca de biomarcadores: La **RM cuantitativa** se vuelve factible y permite una detección más **temprana** y un **seguimiento objetivo**.

“ *La RM cuantitativa no sustituye al ojo del radiólogo — es una lente que hace medible lo invisible.* ”



Referencias

- [1] Kunimatsu, A., Yasaka, K., Akai, H., Sugawara, H., Kunimatsu, N., & Abe, O. (2022). Texture analysis in brain tumor MR imaging. *Magnetic Resonance in Medical Sciences*, 21(1), 95-109.
 - [2] Chunhua, W. A. N. G., Zhetao, W. A. N. G., Jing, R. E. N., Peng, Z. H. O. U., & Fabao, G. A. O. Research progress of texture analysis in cardiac MR imaging. *INTERNATIONAL JOURNAL OF MEDICAL RADIOLOGY*, 44(1), 48-51.
 - [3] Gotta, J., Gruenewald, L. D., Reschke, P., Booz, C., Mahmoudi, S., Stieltjes, B., ... & Koch, V. (2025). Noninvasive Grading of Liver Fibrosis Based on Texture Analysis From MRI-Derived Radiomics. *NMR in Biomedicine*, 38(1), e5301.
 - [4] Nagawa, K., Suzuki, M., Yamamoto, Y., Inoue, K., Kozawa, E., Mimura, T., ... & Niitsu, M. (2021). Texture analysis of muscle MRI: machine learning-based classifications in idiopathic inflammatory myopathies. *Scientific reports*, 11(1), 9821.
 - [5] Kiani, F. (2022). Texture features in medical image analysis: a survey. arXiv preprint arXiv:2208.02046.
 - [6] Cruz-Jentoft, A. J., Baeyens, J. P., Bauer, J. M., et al. (2010). Sarcopenia: European consensus on definition and diagnosis: Report of the European Working Group on Sarcopenia in Older People. *Age and ageing*, 39(4), 412-423. doi:10.1093/ageing/afq034
 - [7] Ata, A. M., Kara, M., Kaymak, B., & Özçakar, L. (2020). Sarcopenia is not “love”: You have to look where you lost it!. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 99(10), e119-e120. doi:10.1097/PHM.0000000000001391
 - [8] Lo, J. H. T., Yiu, T., Ong, M. T. Y., & Lee, W. Y. W. (2020). Sarcopenia: Current treatments and new regenerative therapeutic approaches. *Journal of orthopaedic translation*, 23, 38-52. doi:10.1016/j.jot.2020.04.002
-

¡Muchas gracias!



Financiado por
la Unión Europea
NextGenerationEU



Plan de Recuperación,
Transformación
y Resiliencia

PROYECTO BRILLIANT: Observatorio de Sarcopenia (TSI-100121-2024-35).

Este proyecto está financiado por el *Ministerio de Transformación Digital y de Función Pública* y por la Unión Europea (*NextGenerationEU*).



SERVIZO
GALEGO
DE SAÚDE

ÁREA SANITARIA DE VIGO



FUNDACIÓN GALEGA
DE INVESTIGACIÓN
BIOMÉDICA GALICIA SUR



INSTITUTO DE
INVESTIGACIÓN SANITARIA
Galicia Sur



GALARIA
EMPRESA PÚBLICA DE
SERVICIOS SANITARIOS