



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Cali

[VIGILADA MINEDUCACIÓN Res. 12220 de 2016 ]

**Sistema computacional para el análisis biomecánico basado en imágenes de elastografía por ondas de corte destinado al apoyo en la caracterización muscular en osteoartritis de rodilla**

Juan José González Carvajal

PhD. Viviana Marcela Posada Pérez

PhD. Cristian Alejandro Torres Valencia

*Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de Ingeniero/a Biomédico/a*

Facultad de Ingeniería y Ciencias  
Programa de Ingeniería Biomédica  
Cali, Colombia  
2026

## Agradecimientos

Primeramente me gustaría expresar mi gratitud y aprecio más profundo a toda mi familia, en especial a mis padres Juan Carlos González y Leonor Carvajal, que me han acompañado durante toda mi formación académica ofreciéndome su apoyo incondicional y dándome la oportunidad y privilegio de concentrarme en mis estudios. También agradecer de gran manera a mi hermana María José por comprenderme solo como ella lo hace y acompañarme en mis mejores y peores momentos. Es gracias a mi familia que podré convertirme en profesional y cualquier expresión de agradecimiento se queda corta.

Agradezco también a mi profesora y directora de proyecto Viviana Posada por toda la orientación y ánimos que me ha otorgado durante la realización de este proyecto y durante la carrera. También a mi codirector Cristian Torres por su confianza en mis capacidades y todo su apoyo técnico para poder realizar este proyecto. Ambos son excelentes profesionales a los que admiro de gran manera y les agradezco bastante de mi formación como profesional.

Extiendo esto a todos los profesores y profesionales con los que he tenido el honor de cruzarme durante mi formación, cada uno de ellos ha ayudado a formar el profesional y la persona que seré y por eso estaré siempre agradecido.

Quiero agradecer también a todos mis amigos y personas que en algún momento u otro han brindado su apoyo o compañía durante mi formación académica, especialmente a Angélica Bernal, Heilyn Casanova e Isabella Hurtado, mis compañeras más cercanas de la carrera y grandes amigas a las que les debo muchos logros académicos, todo este proceso no habría sido el mismo sin ellas y me siento muy orgulloso de que sean mis amigas y mis colegas.

## Contenido

Agradecimientos .....	3
Título: Sistema computacional para el análisis biomecánico basado en imágenes de elastografía por ondas de corte destinado al apoyo en la caracterización muscular en osteoartritis de rodilla ..	6
Resumen .....	6
1. Fase de Análisis.....	8
1.1 Planteamiento del problema .....	8
1.2 Justificación.....	9
1.3 Objetivos.....	10
1.3.1 Objetivo general .....	10
1.3.2 Objetivos específicos .....	10
1.4 Estado del arte .....	11
1.4.1 Bases teóricas .....	11
Anatomía de la articulación de la rodilla: .....	11
Osteoartritis de rodilla .....	13
Biomecánica del músculo esquelético y la rodilla .....	14
Alteraciones musculares asociadas a la osteoartritis de rodilla.....	16
Ultrasonografía y elastografía por ondas de corte.....	17
Procesamiento digital de imágenes .....	20
1.4.2 Estado del Arte.....	22
Elastografía por ondas de corte como método viable.....	22
Aplicación previa de SWE en el músculo esquelético.....	23
Investigaciones hechas sobre OA haciendo uso de SWE .....	24
Avances en software y algoritmos para el análisis de SWE .....	25
1.5 Requisitos del diseño .....	26
1.5.1 Normas y estándares relevantes: .....	26
1.5.2 Marco ético legal vigente:.....	26
1.5.3 Definición de Stakeholders: .....	27
1.5.4 Requisitos del sistema: .....	27
1.6 Restricciones del diseño .....	29
1.6.1 Presupuesto y recursos materiales.....	29

1.6.2	Restricciones temporales .....	29
1.6.3	Restricciones de entorno de uso .....	29
1.7	Contribución del proyecto a la formación en ingeniería .....	29
1.8	Metodología .....	30
1.9	Plan de trabajo .....	32
2.	Fase de Síntesis.....	33
2.1	Diseño conceptual .....	33
	Generación de alternativas .....	34
2.2	Selección de la solución preliminar .....	35
2.2.1	Selección y justificación de métricas biomecánicas .....	37
2.3	Bocetos .....	40
2.4	Construcción de un prototipo inicial .....	42
3.	Fase de Evaluación.....	55
3.1	Plan de pruebas o validación.....	55
3.2	Plan de análisis de resultados .....	58
3.3	Indicadores de éxito.....	61
3.4	Prototipo final testeado.....	62
	Evaluaciones realizadas sobre el prototipo final.....	67
	Resultados de la consistencia interna.....	67
	Resultados de la consistencia de la conversión color-rigidez .....	67
	Resultados de Cobertura .....	69
	Resultados de la discriminación estadística entre grupos .....	70
	Concordancia con la literatura.....	76
	Consideraciones sobre la viabilidad de un modelo de clasificación binaria .....	77
	Descripción de los siguientes pasos de avance en la tecnología .....	79
	Conclusiones.....	80
	Declaración de uso de Inteligencia Artificial .....	81
4.	Referencias bibliográficas .....	82
5.	Anexos.....	87
5.1	Manual de uso de la aplicación de análisis SWE .....	87

# **Título: Sistema computacional para el análisis biomecánico basado en imágenes de elastografía por ondas de corte destinado al apoyo en la caracterización muscular en osteoartritis de rodilla**

Título corto: Aplicación para el análisis de elastografía muscular

Programa: Ingeniería Biomédica

Autor: Juan José González Carvajal

Director: PhD. Viviana Marcela Posada Pérez

Codirector: PhD. Cristian Alejandro Torres Valencia

## **Resumen**

La osteoartritis de rodilla (OA) es una enfermedad articular degenerativa que afecta a más de 374 millones de personas a nivel global y cuya prevalencia continúa en aumento. Más allá del deterioro del cartílago, la enfermedad compromete los músculos periarticulares de la rodilla, alterando su rigidez y propiedades biomecánicas de maneras que los métodos diagnósticos convencionales como la radiografía y la resonancia magnética no logran capturar de forma cuantitativa y accesible. La elastografía por ondas de corte (SWE) emerge como una técnica no invasiva y reproducible capaz de medir la rigidez muscular en tiempo real, sin embargo, su aplicación clínica carece de herramientas que integren, procesen e interpreten sus datos de forma estandarizada.

Este proyecto tiene como objetivo diseñar un sistema computacional de análisis biomecánico basado en el procesamiento de imágenes de SWE de los músculos periarticulares de la rodilla, para apoyar la caracterización muscular en el contexto de la osteoartritis, validado con datos de bases de imágenes disponibles.

La solución propuesta es una aplicación de escritorio desarrollada en Python, que implementa un pipeline de procesamiento modular. El sistema carga archivos DICOM de SWE, extrae los valores de rigidez muscular y se calculan métricas estadísticas por fotograma y por estudio completo que son útiles para una interpretación clínica de los músculos y, además, conforman un dataset de características utilizado para entrenar y evaluar modelos de clasificación binaria entre pacientes con osteoartritis y sujetos sanos.

El resultado es un prototipo funcional validado sobre 276 estudios de 18 pacientes (9 pacientes con OA y 9 pacientes sanos, 132 estudios de pacientes con OA y 144 de pacientes sanos), capaz de extraer características biomecánicas reproducibles, presentándolas de manera clara y directa al usuario contribuyendo a la estandarización del análisis de SWE como herramienta de apoyo en la evaluación de la osteoartritis de rodilla.

## Abstract

Knee osteoarthritis (OA) is a degenerative joint disease affecting more than 374 million people worldwide, with its prevalence continuing to rise. Beyond cartilage degeneration, the disease also affects the periarticular muscles of the knee, altering their stiffness and biomechanical properties in ways that conventional diagnostic methods such as radiography and magnetic resonance imaging cannot quantitatively and accessibly capture. Shear wave elastography (SWE) has emerged as a non-invasive and reproducible technique capable of measuring muscle stiffness in real time; however, its clinical application still lacks standardized tools for integrating, processing, and interpreting SWE data.

This project aims to design a computational biomechanical analysis system based on the processing of SWE images of periarticular knee muscles to support muscle characterization in the context of osteoarthritis, validated using data from available imaging databases.

The proposed solution is a Python-based desktop application that implements a modular processing pipeline. The system loads SWE DICOM files, extracts muscle stiffness values, and computes statistical metrics at both the frame and study levels. These metrics are useful for the clinical interpretation of muscle properties and additionally constitute a feature dataset used to train and evaluate binary classification models for distinguishing patients with osteoarthritis from healthy individuals.

The result is a functional prototype validated on 276 studies from 18 subjects (9 patients with OA and 9 healthy controls; 132 studies from OA patients and 144 from healthy controls). The system is capable of extracting reproducible biomechanical features and presenting them to the user in a clear and straightforward manner, thereby contributing to the standardization of SWE analysis as a supportive tool for the assessment of knee osteoarthritis.

## 1. Fase de Análisis

### 1.1 Planteamiento del problema

La osteoartritis de rodilla (OA) es una enfermedad articular degenerativa caracterizada por el deterioro del cartílago de la articulación de la rodilla, este deterioro lleva a dolor, rigidez, y a restricciones funcionales. La OA es una de las principales causas de discapacidad en adultos mayores, con una prevalencia global que ha casi duplicado su incidencia desde 1990, alcanzando más de 374 millones de casos en 2021 y con un incremento proyectado del 74.9% para el 2050 [1, 2].

Además del deterioro del cartílago, la OA también presenta alteraciones estructurales de los músculos periarticulares de la rodilla [3], y estas alteraciones se pueden relacionar directamente con el empeoramiento de la OA y de la movilidad funcional de la articulación [4, 5]. A pesar de esto, la forma principal por la cual se evalúa la OA es a través de radiografía convencional, la cual, aunque es muy útil al visualizar la parte ósea de la OA, presenta varias limitaciones, por ejemplo, baja sensibilidad y poca visibilidad de tejidos blandos como los músculos. Otro método utilizado para la evaluación de OA son las imágenes por resonancia magnética, sin embargo, este método presenta sus propias limitaciones como el alto costo o el tiempo de adquisición [6].

Todo esto presenta la necesidad de un método de evaluación accesible y que pueda llenar los vacíos que la evaluación estándar de radiología conlleva, de esta forma aparece la evaluación por ultrasonido y la elastografía por ondas de corte. La elastografía por ondas de corte (SWE) es una técnica no invasiva, cuantitativa y reproducible capaz de medir rigidez muscular en tiempo real. Ya existen antecedentes de estudios que han utilizado SWE para medir rigidez en la musculatura vinculada con la rodilla en pacientes con OA [7], no obstante, el uso de esta tecnología para la evaluación de OA sigue siendo bastante reciente y no existe algún tipo de herramienta o sistema que permita el análisis e interpretación de las propiedades extraídas por SWE para uso en tratamientos de OA. Adicionalmente, esta técnica ofrece ventajas en el análisis de tejidos heterogéneos como el músculo, cuya composición y comportamiento mecánico presentan mayor variabilidad espacial, a diferencia de tejidos más homogéneos como el riñón, donde el análisis elastográfico suele ser más uniforme. La ausencia de mediciones objetivas de rigidez muscular compromete la identificación temprana de disfunción, limita el diseño personalizado de programas de rehabilitación y entorpece el monitoreo de intervenciones. Esto puede acelerar el deterioro, aumentar la dependencia funcional y elevar los costos sanitarios asociados a la progresión de la OA.

Frente a estas circunstancias, se plantea la necesidad de desarrollar nuevas herramientas que permitan aprovechar la capacidad de la SWE para el análisis funcional de la OA de rodilla. Bajo esta premisa, la pregunta que orienta el presente trabajo es: ¿cómo desarrollar un sistema de análisis basado en imágenes de SWE que permita caracterizar la rigidez muscular periarticular y apoye la evaluación clínica de la OA de rodilla?

## 1.2 Justificación

La OA de rodilla constituye un problema de salud pública de alta prevalencia y con un impacto significativo en la calidad de vida de los pacientes y en los costos del sistema sanitario. Aunque los métodos diagnósticos tradicionales, como la radiografía y la resonancia magnética, permiten evaluar estructuras óseas y cartilagosas, presentan limitaciones importantes para valorar la función muscular periarticular, la cual juega un papel clave en la progresión de la enfermedad y en la respuesta a los tratamientos [1,6].

La SWE ha surgido como una técnica no invasiva y accesible que permite evaluar la rigidez de los músculos, aportando información biomecánica que complementa las herramientas convencionales de imagen. Sin embargo, su aplicación en el ámbito clínico aún es reciente y carece de sistemas que integren, procesen e interpreten los datos de forma estandarizada y útil para el personal de salud[7].

Desarrollar un software de análisis basado en imágenes de SWE para evaluar rigidez muscular en pacientes con OA de rodilla no solo contribuiría a llenar este vacío, sino que también ofrecería un recurso que facilite la identificación temprana de afecciones musculares, la personalización de programas de rehabilitación y el monitoreo objetivo de intervenciones terapéuticas. Esto representa un aporte en la práctica médica, con beneficios potenciales en la reducción de la discapacidad y de los costos asociados a la progresión de la enfermedad.

Además, la aplicación de un sistema como el propuesto no tendría que limitarse únicamente al análisis de los músculos relacionados con la OA de rodilla. En los últimos años, la SWE ha demostrado un gran potencial para la evaluación biomecánica de músculos que antes solo podían estudiarse mediante métodos invasivos o poco accesibles[8]. Avanzar en su uso resulta relevante porque ofrece una herramienta práctica para comprender mejor el papel de la musculatura en distintos procesos, y un trabajo como el presente también podría aportar al estudio de las propiedades biomecánicas de otros grupos musculares, como, por ejemplo, los del piso pélvico.

Por último, cabe destacar que este proyecto está alineado con el Objetivo de Desarrollo Sostenible número 3 de salud y bienestar [9], pues el desarrollo en tecnologías para la evaluación de enfermedades como la OA generan aportes positivos en la calidad de vida de las personas que presentan esta afección y pueden llevar a otras futuras líneas de investigación que buscan el bienestar de las personas.

### **1.3 Objetivos**

#### **1.3.1 Objetivo general**

Diseñar un sistema computacional de análisis biomecánico, basado en el procesamiento de imágenes de elastografía por ondas de corte de los músculos periarticulares de la rodilla, para apoyar la caracterización muscular relacionada con osteoartritis, validado con datos obtenidos de la literatura y bases de imágenes disponibles.

#### **1.3.2 Objetivos específicos**

- Identificar las propiedades biomecánicas de los músculos periarticulares de la rodilla más relevantes para la osteoartritis, a partir de la revisión de literatura científica, para el establecimiento de parámetros a incluir en el sistema de análisis.
- Programar algoritmos para la extracción e interpretación de propiedades biomecánicas de imágenes de elastografía por ondas de corte, empleando técnicas de procesamiento digital y métricas de propiedades mecánicas validadas en estudios previos.
- Evaluar el sistema desarrollado mediante pruebas con bases de datos de imágenes SWE y referencias de la literatura sobre osteoartritis de rodilla, validando su utilidad como herramienta de apoyo diagnóstico.

## 1.4 Estado del arte

### 1.4.1 Bases teóricas

El marco teórico reúne los fundamentos conceptuales y técnicos que sirven de base para el desarrollo del presente proyecto. En este apartado se abordan aspectos esenciales de la anatomía y biomecánica de la articulación de la rodilla, con énfasis en los músculos periarticulares, así como los principios físicos de la ultrasonografía y de la elastografía por ondas de corte (SWE). También se incluyen nociones básicas de procesamiento digital de imágenes y parámetros biomecánicos relevantes, con el fin de proporcionar una comprensión integral que permita sustentar el diseño e implementación del sistema propuesto.

#### **Anatomía de la articulación de la rodilla:**

La articulación de la rodilla es una articulación de bisagra bicondílea sinovial que conecta los huesos de la tibia, la fíbula y la patela (Rótula). Como se parecía en la Figura 1, dentro de esta articulación se pueden diferenciar 3 articulaciones separadas, 2 uniones tibio-femorales y la articulación patelo-femoral. La articulación de la rodilla cuenta con las características necesarias para una articulación que soporta gran peso, gracias a la interacción entre ligamentos y músculos dando un punto de apoyo para el funcionamiento de músculos extensores y flexores de la pierna. [10]

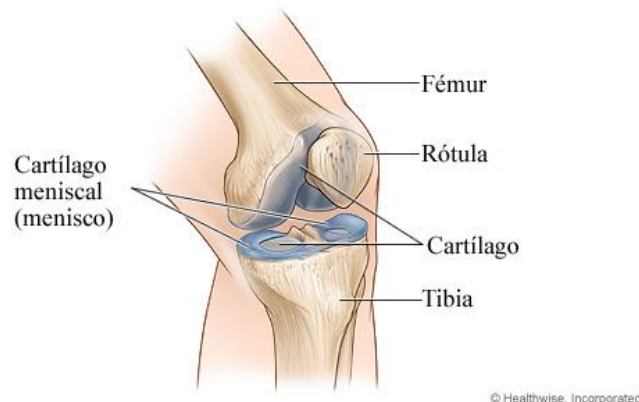


Figura 1. Estructura general de la articulación de la rodilla (adaptado de Cigna [11]).

La articulación se encuentra envuelta por una vaina fibrosa denominada cápsula articular. Esta estructura es de naturaleza compleja formada por una membrana sinovial que la recubre y se extiende sobre los huesos de la articulación, esta membrana se encarga de lubricar la articulación y de nutrir al cartílago. Además de la membrana sinovial, la cápsula también presenta bursas, unas bolsas que contienen líquido sinovial y también ayudan en la disminución de la fricción.

La articulación presenta ligamentos intra y extracapsulares, dedicados a conectar los huesos de la articulación y a mantener la estabilidad de esta, entre los principales se encuentran: El ligamento patelar, ligamento colateral medial (tibial), ligamento colateral lateral (fibular), ligamento cruzado anterior (LCA) y ligamento cruzado posterior (LCP).

Otro componente muy relevante de la articulación son los meniscos, como se puede ver en la Figura 2, estos son dos placas fibrocartilaginosas con forma de "C" ubicados entre la tibia y la fibula, y que cumplen con varias funciones primordiales: Participan en la carga de peso a través de la articulación, actúan como amortiguadores, facilitan la lubricación y participan en el mecanismo de bloqueo. Los meniscos se mantienen en su lugar gracias a la acción de otros ligamentos, como el ligamento transverso, los ligamentos meniscofemorales y los meniscotibiales. [10]

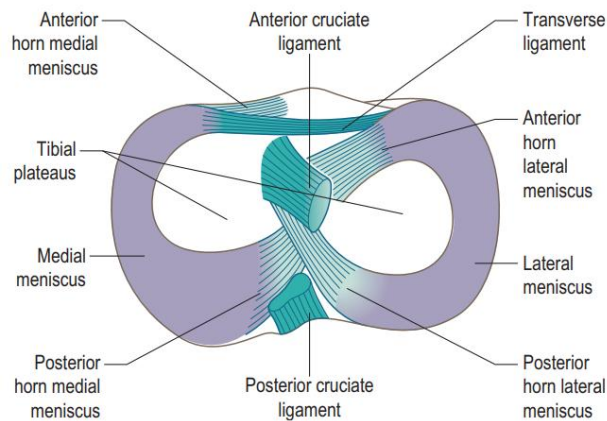


Figura 2. Vista superior de los meniscos (adaptado de Soames [10]).

Finalmente, y con mayor relevancia para el presente proyecto son los músculos involucrados en la articulación de la rodilla. Los músculos más relevantes para la articulación son los flexores y extensores de la pierna, los flexores principales son:

- Músculos del bíceps femoral, semitendinosos y semimembranoso.
- Músculo poplíteo
- Músculos gastrocnemios

Mientras que los extensores principales son:

- Músculos del cuádriceps femoral: Recto femoral, Vasto lateral, medial e intermedio y el Tensor de la fascia lata.

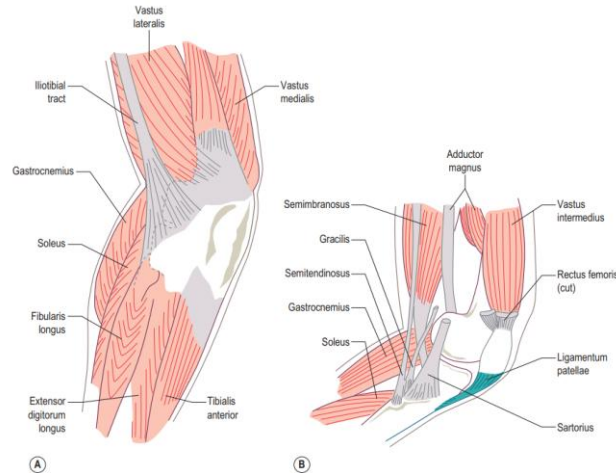


Figura 3. Músculos de la articulación de la rodilla (A)Vista lateral (B)Vista medial (adaptado de Soames [10]).

Dentro de todos estos músculos de la articulación, el vasto lateral y el gastrocnemio medial resultan de particular interés para este trabajo, dado que han sido objeto de estudios previos con SWE y cumplen un papel clave en la estabilidad de la rodilla.

### Osteoartritis de rodilla

La osteoartritis es una enfermedad articular progresiva caracterizada por el desgaste y la ruptura en una articulación. Cuando el cartílago de una articulación se rompe, el rozamiento entre los huesos de una articulación es mucho más directo, normalmente provocando dolor e hinchazón. [12] La OA es un tipo de osteoartritis que se presenta en la articulación de la rodilla y típicamente es debido al uso y desgaste del cartílago articular. La OA de rodilla puede ser dividida en 2 categorías, osteoartritis primaria y secundaria, siendo la diferencia entre las dos que la OA primaria no presenta una causa principal, mientras que la OA secundaria normalmente es consecuencia de una distribución anormal de fuerzas sobre la articulación comúnmente causado por razones post cirugía u otras enfermedades anteriores a la OA. [13]

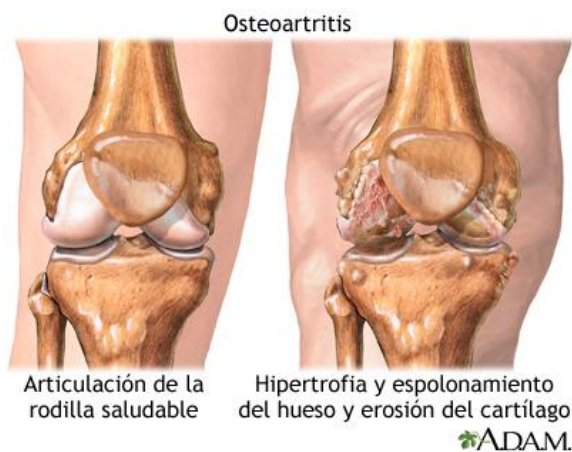


Figura 4. Representación visual de la OA de rodilla (adaptado de "Osteoartritis" [12]).

Algunos factores de riesgo para la OA de rodilla pueden ser: Factores hereditarios, Edad avanzada, predisposición por sexo pues la osteoartritis es más común en las mujeres, sobrepeso, lesiones o cirugías anteriores de la articulación y trabajos o deportes que involucren mucho la articulación.

Síntomas clínicos de la OA pueden incluir: Dolor y rigidez de las articulaciones, inflamación, pérdida de flexibilidad, debilidad muscular, inestabilidad, etc. El tratamiento de la OA de rodilla es principalmente sintomático, dado que no existe una cura definitiva. Entre las opciones más comunes se incluyen medicamentos como analgésicos, antiinflamatorios no esteroideos e inyecciones intraarticulares de esteroides, junto con modificaciones en el estilo de vida que buscan mantener la movilidad y reducir el dolor. También se utilizan dispositivos ortopédicos y en casos más avanzados puede recurrirse a cirugía.

Finalmente cabe mencionar el cuestionario WOMAC o *Western Ontario and McMaster Universities Osteoarthritis Index*, el cual es un cuestionario diseñado en 1988 para medir la sintomatología y discapacidad física que perciben los pacientes con OA mediante una entrevista, el cuestionario cuenta con 24 ítems y da un resultado numérico, por esto el WOMAC ha servido como medida cuantitativa para evaluar la OA de rodilla durante tantos años. [14]

### Biomecánica del músculo esquelético y la rodilla

El músculo esquelético está conformado por fibras musculares, células cilíndricas con cientos de núcleos cuyo grosor puede variar entre 10 y 100  $\mu\text{m}$  con una longitud de entre 1 y 30 cm, las fibras musculares contienen en su interior miofibrillas, que se organizan en unidades repetitivas llamadas sarcómeros, constituidos por filamentos delgados de actina, filamentos gruesos de miosina y proteínas elásticas como la titina, que en conjunto permiten la contracción y las propiedades viscoelásticas del músculo. Las fibras musculares se agrupan en fascículos, rodeados por capas de tejido conectivo (endomisio, perimisio y epimisio), que además de dar soporte estructural transmiten las fuerzas de contracción hacia los tendones y finalmente al hueso. [15]

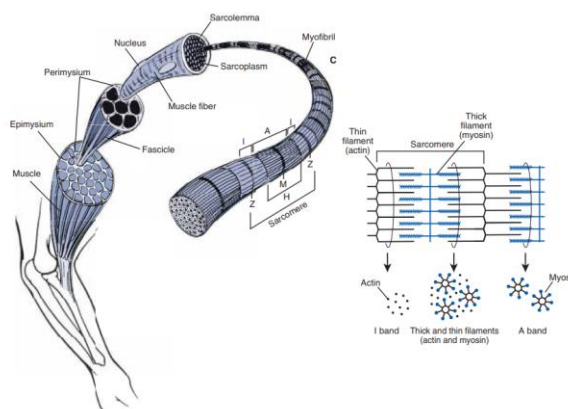


Figura 5. Izquierda: Macroestructura del músculo esquelético; Derecha: Estructura de un sarcómero (adaptado de Nordin & Frankel [15]).

Además de la organización estructural, resulta fundamental comprender las propiedades mecánicas que determinan el comportamiento del músculo en la biomecánica. Entre ellas destacan la elasticidad, entendida como la capacidad de un material de recuperar su forma original una vez retirada la carga aplicada; la viscoelasticidad, característica de tejidos como el músculo que combinan propiedades de sólidos y fluidos, lo que les permite deformarse y volver parcialmente a su estado inicial mientras ofrecen resistencia al movimiento rápido; y la rigidez, definida como la oposición del tejido a las deformaciones elásticas frente a una fuerza externa. Estas propiedades, al integrarse, explican la respuesta compleja del músculo frente a cargas y movimientos, y constituyen parámetros clave para su evaluación. A ello se suma la anisotropía, que describe cómo estas propiedades mecánicas del músculo pueden variar según la dirección de la carga o la propagación de las ondas, debido a la disposición longitudinal de sus fibras; un aspecto crucial para la interpretación adecuada de valores en un análisis biomecánico.

Otras características claves para destacar de los músculos son la relación tensión-longitud y fuerza-velocidad. La primera se refiere a que la fuerza que ejerce un músculo varía con la longitud a la que se mantiene, la tensión máxima se produce cuando la fibra se encuentra en su longitud de reposo y si esta se mantiene en longitudes más cortas o largas la tensión disminuye progresivamente. La relación fuerza-velocidad se refiere a como la velocidad de acortamiento o elongación de un músculo es inversamente proporcional a la carga que se le aplica a este, a medida que la carga aumenta el músculo se acorta cada vez más lentamente.

Un parámetro esencial para este proyecto es el módulo de Young, que representa la rigidez de un material y se obtiene dividiendo la tensión (la fuerza por unidad de área en una estructura debido a una carga externa) por la deformación (el cambio en dimensión que presenta la estructura) en la región elástica de la curva esfuerzo-deformación, es decir, el módulo de Young ( $E$ ) es una relación entre tensión ( $\sigma$ ) y deformación ( $\epsilon$ ) que se puede expresar de la siguiente forma (Ecuación 1):

$$E = \frac{\sigma}{\epsilon}$$

En términos musculares, una tensión mayor para una misma deformación implica un valor más alto de módulo de Young, lo que indica un músculo más rígido. [15]

En el caso particular de la rodilla, esta articulación constituye un modelo especialmente adecuado para el análisis biomecánico, ya que puede simplificarse sin perder validez. Aunque múltiples músculos ejercen fuerzas sobre ella, la acción del cuádriceps predomina en la mayoría de los movimientos, representando la principal contribución muscular sobre la articulación. Además, variables como el rango de movimiento (ROM, máxima amplitud articular en una dirección específica), el centro de rotación instantáneo (CIR, punto sobre el cual gira la articulación en un momento dado) y la estabilidad (capacidad de mantener

alineación y función durante el movimiento) son parámetros clínicos de referencia que complementan el análisis biomecánico.

En conjunto, estas propiedades y métricas constituyen la base de la evaluación biomecánica del músculo y la rodilla, y son precisamente las que pueden ser caracterizadas de manera objetiva mediante SWE.

### **Alteraciones musculares asociadas a la osteoartritis de rodilla**

Aunque la OA se caracteriza principalmente por el deterioro progresivo del cartílago articular, actualmente se reconoce que la enfermedad también produce alteraciones importantes en el músculo esquelético periarticular. Entre los cambios más reportados se encuentran la disminución de la fuerza muscular, la pérdida de masa muscular y la reducción del área transversal de músculos como el cuádriceps femoral y los gastrocnemios, los cuales cumplen un papel fundamental en la estabilidad y absorción de cargas de la articulación [4, 29]. Estas alteraciones musculares pueden aparecer incluso en etapas tempranas de la enfermedad y se relacionan con mecanismos como la inhibición muscular artrogénica, donde el dolor y la inflamación articular reducen la activación neuromuscular normal del músculo. Como consecuencia, se produce una disminución de la capacidad funcional de la rodilla y un deterioro progresivo de la movilidad.

Además de la pérdida de fuerza y masa muscular, diversos estudios han demostrado que los músculos periarticulares de pacientes con OA presentan cambios biomecánicos significativos, especialmente un aumento de la rigidez muscular medido mediante SWE [5, 29, 30]. Este incremento de rigidez puede asociarse con un aumento del tono muscular basal, fibrosis, disminución de la elasticidad y alteraciones viscoelásticas del tejido muscular. Desde el punto de vista biomecánico, estas modificaciones pueden interpretarse como mecanismos compensatorios frente a la inestabilidad articular y al dolor crónico característicos de la OA. Investigaciones realizadas sobre músculos como los gastrocnemios, isquiotibiales y cuádriceps han encontrado valores elevados del módulo de corte y del módulo de Young en pacientes con OA en comparación con sujetos sanos, lo que evidencia cambios estructurales y funcionales relevantes en el tejido muscular [29, 31].

De manera complementaria, la OA también puede inducir cambios en la arquitectura muscular y en la organización interna del tejido. Se han descrito fenómenos como infiltración grasa, fibrosis y alteraciones en la orientación fascicular, los cuales modifican la calidad muscular y generan una distribución más heterogénea de las propiedades mecánicas del músculo [8, 29].

Finalmente, los cambios musculares observados en pacientes con OA presentan una relación directa con variables clínicas y funcionales de la enfermedad. Estudios previos han reportado asociaciones entre el aumento de rigidez muscular y parámetros como dolor, alteraciones de la marcha, disminución de la estabilidad articular y puntajes elevados en escalas funcionales como WOMAC [30,31].

### **Ultrasonografía y elastografía por ondas de corte**

La ultrasonografía (US) es una técnica de diagnóstico no invasiva que se utiliza para producir imágenes del cuerpo humano. Esta técnica se basa en el principio físico de las ondas de ultrasonido, consiguiendo las imágenes mediante los ecos reflejados por las estructuras del cuerpo. [16] Antes de comprender conceptos más específicos de la US se necesita comprender al sonido como energía mecánica, el sonido es energía que se propaga a través de un medio mediante ondas alternas de baja y alta presión [17], estas ondas cuentan con unas propiedades únicas que permiten comprender su funcionamiento:

- Frecuencia: Se refiere al número de ciclos por segundo que presenta la onda de sonido, se expresa en hercios (Hz).
- Período: Tiempo en el que ocurre un ciclo completo de la onda.
- Longitud de onda: La distancia entre un punto específico de un ciclo de la onda y el mismo punto en el siguiente ciclo.
- Amplitud: Se define como la fuerza de una onda y es medida como la distancia entre el pico de la onda y el promedio de todos los puntos de esta.

Las ondas de ultrasonido se refieren entonces a aquellas ondas con una frecuencia que supera a la del sonido audible por el humano, ubicada a 20 KHz. Entonces, cuando una onda de ultrasonido se transmite a través de los tejidos del cuerpo está interactúa con estos hasta que se ve reflejada a una velocidad que es determinada por las propiedades de cada tejido y estos ecos son recibidos de vuelta y procesados para generar una imagen en tiempo real de las estructuras del cuerpo. Las estructuras más densas reflejan más sonido y se ven más blancas en la imagen mientras que estructuras con ecos débiles como el agua aparecen más grises. [17]

Para generar las ondas ultrasónicas los equipos de ultrasonografía hacen uso de sondas que contienen un cristal piezoeléctrico el cual hace de emisor y receptor de las ondas, siendo que el cristal tiene la capacidad de transformar energía eléctrica en sonido y viceversa. Las frecuencias utilizadas en la ultrasonografía clínica varían desde 1 MHz hasta 20 MHz, dependiendo del tipo sonda que se utilice y que aplicación se le dé, la frecuencia tiene una relación directamente proporcional con la resolución de la imagen resultante pero una relación inversamente proporcional con la penetración de la onda en los tejidos. [17]

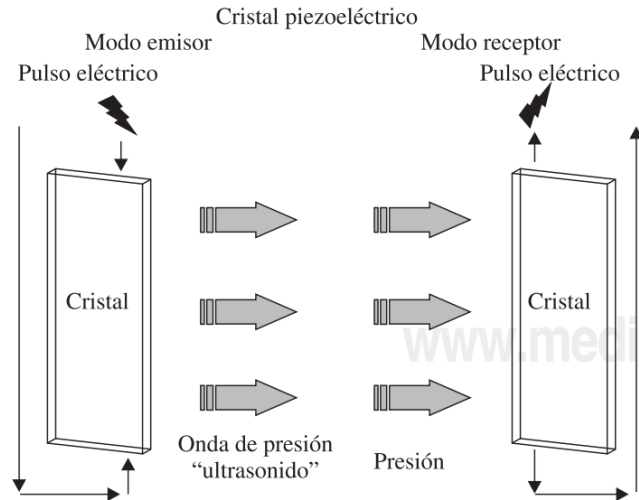


Figura 6. Ilustración del funcionamiento de los cristales piezoeléctricos (adaptado de Vargas et al. [16]).

Otros aspectos claves para tener en cuenta en el ultrasonido es el ángulo en el cuál las ondas ultrasónicas interactúan con las estructuras corporales, este ángulo se denomina ángulo de incidencia y se prefiere obtener imágenes con un ángulo de incidencia perpendicular al ángulo de las ondas emitidas debido a que de esta forma el eco de los tejidos se concentrara sobre la sonda disminuyendo la calidad de imagen de esa estructura. [16]

Finalmente se destaca el hecho de que la ultrasonografía es una técnica dependiente del operador y del equipo, lo que quiere decir que un buen estudio utilizando ultrasonografía requiere de un personal capacitado que conozca la técnica de adquisición adecuada para cada estructura, de esto deriva que uno de los principales riesgos del ultrasonido no está relacionado con la tecnología como tal sino con la emisión de un diagnóstico erróneo. [16]

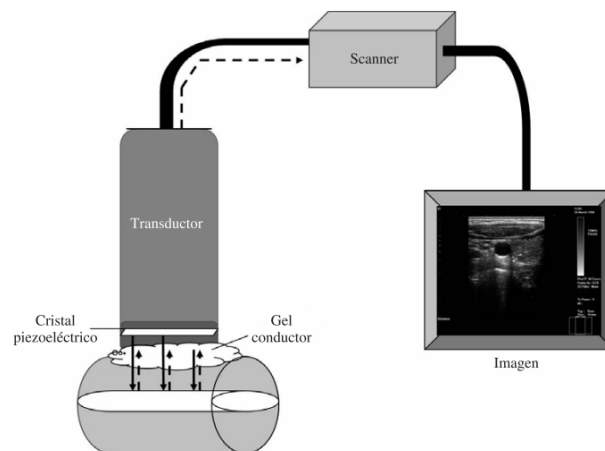


Figura 7. Ilustración de la obtención de una imagen por ultrasonografía (adaptado de Vargas et al. [16]).

Una vez comprendida la ultrasonografía se puede pasar a la elastografía, esta técnica es utilizada para caracterizar la rigidez de los tejidos. De manera general la elastografía funciona mediante la perturbación del tejido utilizando una fuente mecánica (Ondas de ultrasonido), luego la respuesta del tejido (como un desplazamiento o deformación) es medida y se infieren sus propiedades biomecánicas a través de un modelo establecido. Los métodos de elastografía se pueden dividir en dos categorías: cuasi estáticos, basados en deformación y dinámicos, basados en ondas de corte. [18]

De estas dos categorías la que es de interés para este proyecto es la elastografía basada en ondas de corte o por sus siglas en inglés SWE (shear wave elastography), en este tipo de elastografía para la obtención de la rigidez el sistema induce una onda de corte similar a las ondas de ultrasonido convencionales para generar imágenes, pero a diferencia de estas, las ondas de SWE viajan relativamente lento (1-10 m/s) y viajan de manera perpendicular al haz de ultrasonido. La velocidad de propagación de la onda depende de la rigidez del tejido, viajan más rápido en tejidos duros y más lento en tejidos blandos. Mediante algoritmos de seguimiento del movimiento, el equipo rastrea las ondas de corte y mide su velocidad, finalmente cuantificando la rigidez del tejido mediante el cálculo del módulo de corte:

$$G = \rho c_s^2, \rho \text{ es la densidad del tejido y } c_s \text{ la velocidad de la onda de corte}$$

En tejidos blandos, que suelen considerarse casi incompresibles, este valor puede expresarse también como módulo de Young (E), lo que permite comparar la rigidez en unidades de presión (kPa). [18]

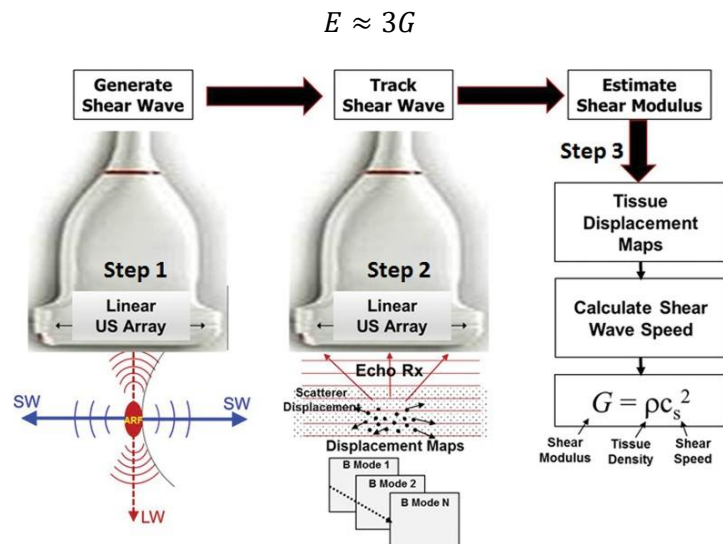


Figura 8. Ilustración del funcionamiento de la SWE, (1) Las ondas de corte viajan perpendicular al haz de ultrasonido a menor velocidad, (2) se rastrea el movimiento de las ondas de corte para estimar su velocidad, (3) se calcula la rigidez del tejido mediante el módulo de corte (adaptado de Taljanovic et al. [19]).

Dentro de la SWE está la elastografía por ondas de corte 2D o 2D-SWE, la cual produce una imagen de elasticidad cuantitativa conocida como elastograma. Esta imagen se encuentra codificada por colores y se superpone a la imagen común obtenida por ultrasonido, muestra un área de interés (ROI) e información cuantitativa obtenida por medio de la elastografía como la velocidad de las ondas de corte en m/s o el módulo de Young en KPa. [18, 20]

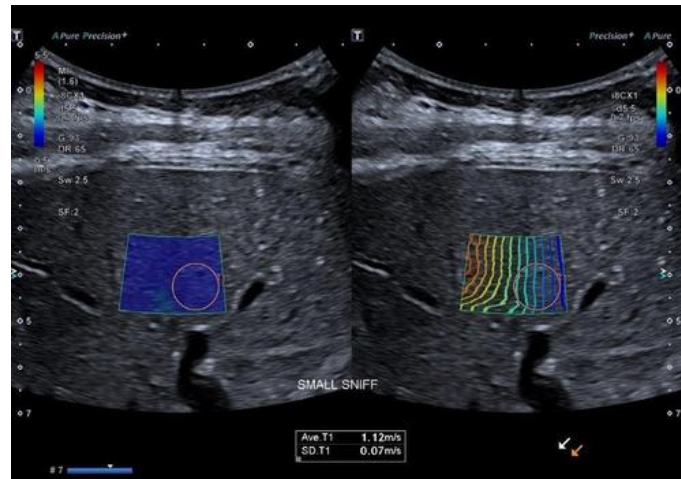


Figura 9. Ejemplo de una imagen obtenida con 2D-SWE que muestra el elastograma (adaptado de O'Hara et al. [20]).

Por último, cabe destacar que, en los últimos años, la SWE se ha consolidado como una herramienta cada vez más disponible en los sistemas de ultrasonido clínico, permitiendo obtener mediciones cuantitativas de la rigidez de los tejidos blandos. [20] Sus aplicaciones se han extendido a diferentes campos de la medicina, pero en particular resulta de gran interés para este proyecto su uso en la evaluación biomecánica del músculo esquelético y, de manera más específica, de los músculos periarticulares de la rodilla en el contexto de la OA. Asimismo, cobran relevancia los desarrollos recientes de sistemas y algoritmos los cuales con base en imágenes o videos de SWE extraen, analizan e interpretan propiedades musculares.

### Procesamiento digital de imágenes

Una imagen digital es una representación numérica de una escena visual, esta representación se entiende como una matriz en la que cada punto o "píxel" contiene un valor que describe la intensidad o el color en una posición determinada. Dependiendo del tipo de imagen, estos valores pueden corresponder a un único canal (imágenes en escala de grises) o a varios canales (por ejemplo, RGB en imágenes a color). [21, 22]

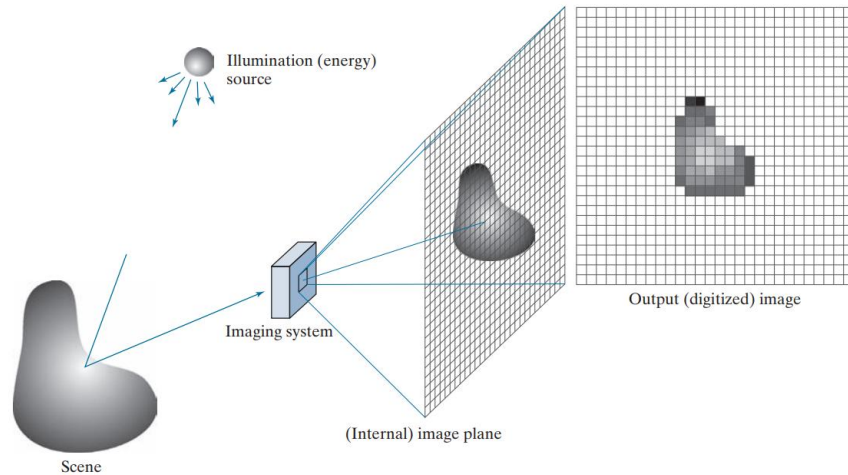


Figura 10. Ejemplo de una imagen digital obtenida de una escena visual real (adaptado de R. C. Gonzalez y R. E. Woods [21]).

El procesamiento digital de imágenes (PDI) es el conjunto de técnicas empleadas para mejorar, analizar y extraer información útil de imágenes digitales mediante métodos matemáticos y computacionales. Este proceso incluye etapas como la adquisición, preprocesamiento, segmentación (identificación de estructuras de interés), extracción de características (textura, bordes, intensidad) y análisis o clasificación de los datos obtenidos. En el ámbito médico, el PDI permite transformar información visual en datos objetivos y medibles, facilitando la interpretación clínica y el apoyo al diagnóstico. Su aplicación contribuye a aumentar la precisión en la evaluación de tejidos, el seguimiento de patologías y la generación de herramientas para el análisis cuantitativo de imágenes. [23]

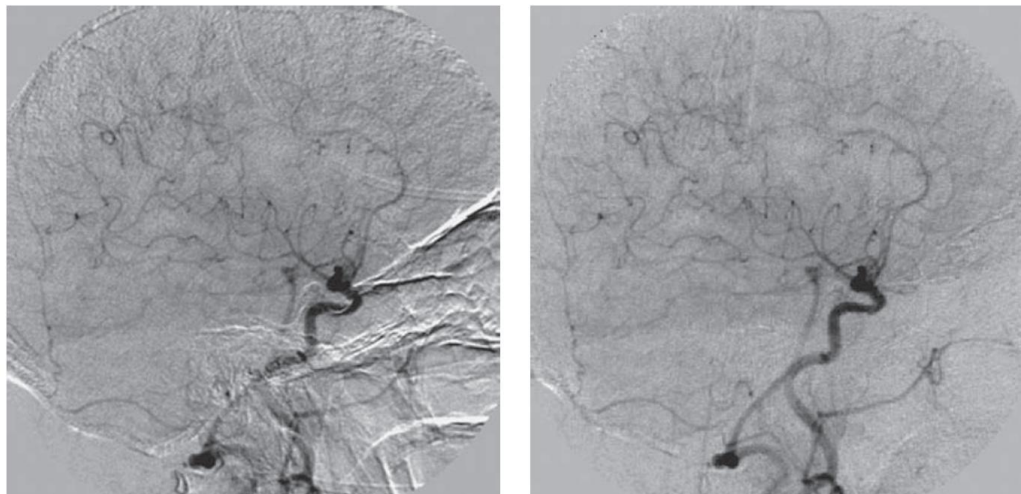


Figura 11. Ejemplo del uso del procesamiento digital de imágenes en una imagen médica reduciendo el ruido en la imagen (adaptado de G. Dougherty [23]).

#### 1.4.2 Estado del Arte

El presente estado del arte presenta una revisión de la literatura científica relacionada con el uso de la SWE en el análisis de las propiedades biomecánicas del músculo esquelético, así como de sus aplicaciones clínicas. Esta revisión se organiza en cuatro fases: (1) Los estudios que validan la SWE como una técnica viable para la caracterización biomecánica; (2) ejemplos de su aplicación en distintos contextos musculares; (3) investigaciones que vinculan directamente la SWE con la OA de rodilla; (4) el desarrollo de sistemas y algoritmos que, a partir de imágenes o videos de SWE, permiten la extracción, procesamiento e interpretación de propiedades musculares. Esta estructura busca ofrecer una visión progresiva que va desde la fundamentación técnica hasta las aplicaciones más cercanas al enfoque de este proyecto.

##### **Elastografía por ondas de corte como método viable**

Aunque el uso de SWE para el análisis biomecánico de los músculos es relativamente reciente, la técnica ya cuenta con aplicaciones consolidadas en otros contextos clínicos que demuestran su utilidad como herramienta para el análisis biomecánico y la evaluación clínica de diversos tejidos. O'Hara et al. [20] señalan cuatro aplicaciones actuales de la elastografía: (1) la caracterización del tejido hepático, donde en muchos casos la elastografía puede sustituir a la biopsia al ofrecer una medición no invasiva; (2) la evaluación de lesiones mamarias en conjunto con imágenes de ultrasonido en modo B; (3) la valoración de las propiedades del músculo liso en el cuello uterino; y (4) el monitoreo de la función placentaria durante el embarazo. En este artículo se termina viendo a la SWE como un avance emocionante en la tecnología de ultrasonido, presentando un gran potencial para la ayuda en evaluación clínica y en planeación de tratamientos.

De manera más específica en el contexto musculoesquelético, Dick y Hug resaltan que la SWE permite una evaluación cuantitativa de la elasticidad muscular al calcular el módulo de corte a partir de la velocidad de propagación de las ondas. No obstante, también señalan limitaciones relevantes, como la anisotropía del músculo, que dificulta la relación directa entre el módulo de corte y el de Young, y la ausencia de protocolos estandarizados en la adquisición de imágenes. Aun así, los autores coinciden en que la técnica abre nuevas perspectivas para el estudio de las propiedades biomecánicas del músculo esquelético. [8]

En la revisión hecha por Horvat y Kozinc que incluyó 15 estudios, se evidenció la eficacia de la SWE para detectar cambios de rigidez asociados a lesiones como tendinopatía y ruptura del tendón de Aquiles, ruptura del manguito rotador, tendinosis del bíceps, lesión del supraespinoso, síndrome de estrés tibial medial y tendinopatía rotuliana. Además, permitió identificar variaciones de rigidez antes y después de procesos de rehabilitación, consolidando su valor como herramienta tanto diagnóstica como de seguimiento clínico. [24]

Por otro lado, estudios ex vivo han explorado la fiabilidad de la SWE al modificar variables como el área de interés, el equipo de ultrasonido utilizado, el tipo de sonda y el ángulo de incidencia. Los resultados mostraron que, incluso bajo condiciones diversas, la técnica

mantiene un desempeño consistente, apoyando su potencial como método robusto para la evaluación de enfermedades musculoesqueléticas. [25]

En conjunto, la evidencia respalda a la SWE como una técnica viable y confiable para la caracterización de tejidos, con aplicaciones que ya han transformado la práctica clínica en diferentes áreas y que ofrecen un marco sólido para su aplicación en el análisis biomecánico del músculo esquelético.

### **Aplicación previa de SWE en el músculo esquelético**

Sin adentrarse todavía en el uso de SWE para la caracterización de propiedades en los músculos relacionados a la OA de rodilla, se pueden destacar las aplicaciones previas en las que ya se ha demostrado fiable el uso de SWE como una técnica para el análisis biomecánico del músculo esquelético. En 2022, por ejemplo, se publicó un estudio evaluando el desempeño de SWE en la evaluación de daño muscular inducido por ejercicio, el estudio presentó una relación directa entre el módulo de corte y el daño muscular dado que de manera inmediata o días después de que se realizará un entrenamiento excéntrico, el módulo de corte aumentaba, además de esto, se sugiere que el aumento del módulo de corte también pudo haber estado relacionado con la pérdida de fuerza voluntaria. El estudio termina recomendando que la evaluación de daños musculares con SWE se realice en grupos de músculos y preferiblemente en longitudes musculares más largas. [26]

En el ámbito clínico, la SWE también ha mostrado potencial en el monitoreo de pacientes críticos. En un estudio con pacientes de cuidados intensivos, se observó que la técnica es sensible para detectar cambios en la rigidez del músculo esquelético, incluso en condiciones como la debilidad muscular adquirida en UCI. Los autores destacan que la SWE puede complementar la ecografía convencional al ofrecer información cuantitativa de la calidad muscular, lo que resulta útil para guiar decisiones sobre rehabilitación temprana en estos pacientes [27].

Por otra parte, Chen *et al.* [28] evaluaron el uso combinado de ultrasonografía convencional y SWE para analizar la fuerza muscular en pacientes con diabetes tipo 2. En este estudio se encontró que los pacientes con diabetes presentaban una reducción significativa en la rigidez muscular medida por SWE en comparación con individuos sanos, y que esta disminución se asociaba con un menor rendimiento en pruebas de fuerza. Los autores destacan que SWE agrega valor frente a la ecografía convencional al permitir cuantificar de manera objetiva los cambios biomecánicos musculares, lo que lo hace una herramienta sensible para detectar deterioro funcional en poblaciones clínicas.

En conjunto, la capacidad de la SWE para cuantificar la rigidez y otros parámetros biomecánicos del músculo esquelético la establece como una herramienta útil tanto en investigación como en práctica clínica. Los resultados de los estudios mencionados respaldan su potencial y sientan una base sólida para explorar su aplicación en condiciones articulares específicas, como la OA de rodilla.

### **Investigaciones hechas sobre OA haciendo uso de SWE**

Actualmente existen múltiples investigaciones hechas sobre la caracterización muscular en pacientes con OA de rodilla haciendo uso de SWE, entender estas investigaciones ayuda a comprender el papel que cumple la elastografía como técnica para la evaluación y diagnóstico de la enfermedad.

En un estudio realizado con 30 individuos diagnosticados con OA de rodilla mediante rayos X, se evaluó la fiabilidad de la SWE para medir la rigidez de los músculos gastrocnemios y poplíteo. Aunque el objetivo principal no era relacionar los valores obtenidos con SWE con el diagnóstico de OA, los resultados confirmaron que la técnica es fiable para el análisis muscular en pacientes con esta enfermedad, resaltando además ventajas como su accesibilidad y potencial de aplicación clínica, con los autores alentando futuras investigaciones a explorar el potencial de la técnica en el diagnóstico de enfermedades musculoesqueléticas [7].

Sobre esta misma línea, Liu et al. [29] llevaron a cabo un estudio transversal en 24 pacientes mujeres con OA de rodilla severa, donde se utilizó ultrasonido y SWE para analizar el área transversal, la intensidad de eco y el módulo de corte de cuatro músculos del muslo. En comparación con un grupo control, las pacientes con OA presentaron un área transversal 22% menor y un módulo de corte 20.65% mayor, lo que sugiere pérdida muscular, disminución de la fuerza, menor flexibilidad y mayor tensión. Estos hallazgos aportan evidencia de los problemas musculares que acompañan la OA y posicionan a SWE como una técnica valiosa para caracterizar estas propiedades. Sin embargo, el estudio presenta limitaciones importantes, como el hecho de incluir únicamente pacientes con OA severa y no examinar otros músculos esenciales para la función de la rodilla, como los gastrocnemios.

De manera complementaria, otras investigaciones han buscado relacionar la rigidez muscular con parámetros clínicos específicos de la OA. En un estudio sobre los gastrocnemios, que incluyó 30 mujeres con OA unilateral y 30 controles, se encontró que las pacientes con OA presentaban rigidez significativamente mayor, la cual se correlacionó con la presión plantar, lo que abre la posibilidad de utilizar SWE como herramienta de monitoreo preventivo y terapéutico [30]. De forma similar, Li et al. [31] emplearon SWE para caracterizar los músculos isquiotibiales y analizar su relación con los resultados del cuestionario WOMAC, mientras que Chent et al. [32] exploraron la morfología y biomecánica del cuádriceps femoral en pacientes con OA unilateral y bilateral. Ambos estudios coinciden en que SWE puede detectar alteraciones musculares asociadas a la OA, reforzando su potencial diagnóstico y de seguimiento clínico.

En conjunto, la evidencia revisada confirma que SWE es capaz de cuantificar cambios en la rigidez y elasticidad muscular asociados a la OA de rodilla, correlacionándose con dolor, pérdida de fuerza, alteraciones funcionales y parámetros clínicos estandarizados. No obstante, la mayoría de los estudios se apoyan en muestras reducidas y diseños

transversales, además de depender de análisis manuales. Esto refuerza la necesidad de desarrollar herramientas de software que automaticen y sistematicen la interpretación de imágenes y clips de SWE, ampliando su aplicabilidad clínica en la OA.

### **Avances en software y algoritmos para el análisis de SWE**

En los últimos años se han desarrollado diversos sistemas computacionales orientados a optimizar el análisis de imágenes y clips obtenidos mediante SWE. Estos avances representan la transición de la técnica desde un uso experimental y dependiente del operador hacia aplicaciones clínicas más sistemáticas, donde la automatización y el aprendizaje automático cobran un papel central.

Un primer ejemplo es el trabajo de investigadores en 2022 que propusieron un método no supervisado de seguimiento de ondas basado en redes neuronales convolucionales (CNNs), validado principalmente en datos simulados y experimentales controlados. Este enfoque permitió reconstruir mapas de elasticidad de manera automática, mostrando gran potencial para reducir la dependencia del análisis manual, aunque aún requiere validación clínica amplia en casos reales. [33]

Desarrollado durante el mismo año del sistema anterior y utilizando también CNNs, Yi et al [34] presentaron un sistema de aprendizaje profundo para la detección de sarcopenia en pacientes a partir de imágenes SWE, utilizando tres diferentes CNNs, demostrando una alta precisión de clasificación. No obstante, el tamaño limitado de los conjuntos de datos y la ausencia de validación externa resaltan la necesidad de expandir estas aproximaciones antes de su implementación rutinaria. Otro trabajo también enfocado en sarcopenia combinó ultrasonido 2D y SWE para construir un modelo predictivo en el gastrocnemio medial. Los autores emplearon métodos estadísticos y regresión multivariante, alcanzando métricas sólidas de predicción tanto en validación interna como externa. Aunque la muestra fue relativamente pequeña y centrada en un solo músculo, este estudio demuestra la utilidad de integrar variables extraídas de SWE dentro de modelos clínicos predictivos. [35] Estos trabajos evidencian que, aunque la SWE y las CNNs han demostrado utilidad en la detección de sarcopenia, aún requieren mayor validación; este panorama resalta la oportunidad de trasladar y fortalecer dichas estrategias en el estudio de la OA, donde su aplicación sigue siendo muy reciente.

Finalmente, el aporte más directamente alineado con el presente proyecto es el trabajo publicado en Scientific Reports en junio de 2025, en el que se desarrolló y validó un algoritmo semi-automático para el análisis de clips SWE en músculo humano. [36]

Este trabajo permitía el análisis de tejido muscular a través de un algoritmo semi-automatizado desarrollado en una interfaz gráfica en MATLAB. El sistema fue diseñado para estandarizar la extracción de métricas cuantitativas a partir de secuencias DICOM obtenidas con equipos Aixplorer. Su funcionamiento integra varias etapas:

1. Segmentación del elastograma dentro de cada fotograma.

2. Mantenimiento consistente del área de interés a lo largo de toda la secuencia.
3. Traducción de la escala de colores en valores numéricos de velocidad de onda de corte o módulo de Young.

De esta manera, no se obtiene un valor único, sino que se generan series temporales que capturan la evolución completa de la rigidez muscular durante todo el clip de SWE. Al compararse con el método manual de referencia, el algoritmo demostró correlaciones casi perfectas ( $p > 0.99$ ) y un sesgo clínicamente irrelevante, lo que valida su precisión y eficiencia frente al análisis tradicional, que es más lento y dependiente del operador. [36]

Si bien su validación inicial se realizó exclusivamente en el músculo trapecio de sujetos sanos, el enfoque metodológico ofrece un marco flexible para extenderse a otros escenarios. En el contexto del presente proyecto, el valor de este algoritmo está en su posible adaptación al análisis de músculos clave en la OA de rodilla. Trabajar con secuencias completas, en lugar de mediciones puntuales, permitiría detectar variaciones dinámicas de la rigidez que distingan entre sujetos sanos y pacientes con OA. Así, se abre la posibilidad de desarrollar un software especializado que retome este algoritmo y lo aplique de forma directa en la evaluación clínica de la OA de rodilla.

La revisión muestra diferentes enfoques para analizar imágenes de SWE, desde métodos manuales hasta propuestas con algoritmos y aprendizaje automático. El artículo más reciente sobre análisis de clips SWE ofrece una base sólida para este proyecto, al demostrar cómo un software puede estandarizar y automatizar la interpretación de imágenes, lo que abre la posibilidad de aplicarlo al estudio de la OA de rodilla.

## **1.5 Requisitos del diseño**

### **1.5.1 Normas y estándares relevantes:**

Durante el desarrollo del proyecto se buscará que el software se ajuste a las normas técnicas y a los estándares internacionales aplicables a equipos biomédicos y a softwares médicos. Entre los principales estándares considerados se encuentran [37, 38]:

- AIUM Practice Parameter for the Performance of a Musculoskeletal Ultrasound Examination.
- ISO 14971:2019 (Proporciona un marco para la gestión de calidad de dispositivos médicos incluyendo el software)
- IEC-62304 (Estándar internacional para los procesos del ciclo de vida del software de dispositivos médicos)

### **1.5.2 Marco ético legal vigente:**

El desarrollo y uso del software se ajustará a las normas nacionales e institucionales para la investigación biomédica con información de humanos, siguiendo los lineamientos del

Ministerio de Salud y Protección Social de Colombia (Resolución 8430 de 1993), garantizando la confidencialidad y anonimidad de los datos a utilizar.

### 1.5.3 Definición de Stakeholders:

Los actores claves a considerar durante el diseño y la validación del software son:

- **Profesionales de la salud (médicos fisiatras, radiólogos, fisioterapeutas, técnicos):** Aportan requisitos funcionales además de validar el uso del software y las mediciones dadas por este.
- **Estudiante:** Diseña e implementa las funciones del software.
- **Directores de investigación / Asesores:** Supervisan el cumplimiento de las funciones del software, las normas éticas, metodológicas y de seguridad.
- **Instituciones de salud o académicas:** Brindan apoyo técnico y acceso a equipos o bases de datos.
- **Pacientes:** Personas con diagnóstico o sospecha de osteoartritis de rodilla, que validan como se percibe la utilidad del sistema.

### 1.5.4 Requisitos del sistema:

Para la definición de los requisitos del sistema se realizó una tabla de requisitos funcionales y no funcionales que influyen en el diseño del sistema:

TABLA I

Requisitos del sistema

<b>Tipo</b>	<b>Requisito</b>	<b>Descripción</b>
Funcional	Carga de archivos DICOM	El sistema debe permitir la carga y lectura de estudios elastográficos en formato DICOM.
Funcional	Detección automática del elastograma	El sistema debe identificar automáticamente la región correspondiente al elastograma dentro del fotograma.
Funcional	Segmentación del ROI	El sistema debe permitir la extracción de la región de interés para el análisis cuantitativo.
Funcional	Extracción de matriz de rigidez	El sistema debe reconstruir valores de rigidez en kPa a partir del elastograma.
Funcional	Extracción de métricas	El sistema debe calcular métricas biomecánicas, estadísticas y texturales a partir de los valores de rigidez.
Funcional	Visualización de resultados	El sistema debe mostrar los resultados del procesamiento y las métricas obtenidas dentro de la interfaz gráfica.
Funcional	Exportación de resultados	El sistema debe permitir exportar los resultados generados durante el análisis.
No funcional	Interfaz intuitiva	La aplicación debe presentar una interfaz gráfica sencilla y fácil de utilizar.
No funcional	Reproducibilidad del procesamiento	El sistema debe generar resultados consistentes bajo las mismas condiciones de entrada.
No funcional	Modularidad del código	La arquitectura del sistema debe facilitar mantenimiento y futuras extensiones.
No funcional	Fiabilidad de las mediciones	El procesamiento debe mantener coherencia y estabilidad en la extracción de métricas elastográficas.

## **1.6 Restricciones del diseño**

El desarrollo del sistema se encuentra limitado por diversos factores que definen su alcance técnico y operativo. Estas restricciones aseguran que el diseño se mantenga dentro de los recursos, normativas y condiciones reales disponibles para su viabilidad.

### **1.6.1 Presupuesto y recursos materiales**

El proyecto se desarrollará haciendo uso de software libre, librerías científicas de código abierto (Python, OpenCV, NumPy, etc.) y equipos de cómputo disponibles en la universidad además de equipos propios. No se contempla la adquisición de equipos médicos o dispositivos de medición adicionales, utilizando solamente imágenes previamente disponibles en bases de datos abiertas al público.

### **1.6.2 Restricciones temporales**

El proyecto tiene una duración estimada de diez meses, por lo que las etapas de diseño, desarrollo, validación y documentación deben ajustarse al cronograma definido.

### **1.6.3 Restricciones de entorno de uso**

El sistema está diseñado para funcionar en equipos de escritorio con sistemas operativos Windows, sin requerimientos de conexión permanente a internet. Se limita su uso a contextos académicos, no clínicos ni comerciales.

## **1.7 Contribución del proyecto a la formación en ingeniería**

El desarrollo del presente proyecto representa una aplicación integral de los conocimientos adquiridos durante la formación en Ingeniería Biomédica, al combinar fundamentos de biomecánica, procesamiento digital de imágenes, programación, análisis de datos y tecnologías médicas.

Desde el componente técnico, el proyecto requiere la implementación de algoritmos para la lectura y procesamiento de imágenes médicas, segmentación de regiones de interés, extracción de propiedades biomecánicas y análisis estadístico de datos. Asimismo, involucra el uso de herramientas de programación y librerías científicas en Python, así como el diseño de interfaces gráficas orientadas a la interacción con el usuario. Esto permite fortalecer competencias relacionadas con el desarrollo de software biomédico, la integración de sistemas y la validación experimental de soluciones tecnológicas.

El proyecto también implica la toma de decisiones bajo restricciones reales de tiempo, recursos y disponibilidad de datos. La selección de metodologías, frameworks, estrategias de segmentación y métricas biomecánicas requirió evaluar múltiples alternativas considerando criterios de viabilidad técnica, complejidad de implementación, reproducibilidad y aplicabilidad clínica. De esta manera, se aplican principios propios del diseño en ingeniería, donde las soluciones deben optimizarse dentro de condiciones prácticas y limitaciones concretas.

Finalmente, el proyecto adopta un enfoque centrado en el usuario, buscando que el sistema desarrollado sea accesible, interpretable y útil para profesionales de la salud involucrados en la evaluación musculoesquelética. La automatización del análisis de SWE y la generación de resultados visuales y cuantitativos buscan reducir la dependencia del operador, mejorar la reproducibilidad de las mediciones y facilitar la interpretación clínica de las propiedades biomecánicas musculares.

## **1.8 Metodología**

Para el desarrollo del proyecto se utilizó una metodología combinada que integra el método de diseño en ingeniería como marco general, y la metodología ágil Scrum para el desarrollo del software.

El método de diseño en ingeniería es un proceso iterativo de toma de decisiones que integra conocimientos de ciencias básicas y de ingeniería para crear sistemas que satisfagan necesidades específicas bajo ciertas restricciones [39]. Aunque diferentes autores lo estructuran de manera distinta, en este proyecto se organizará en tres etapas: análisis, síntesis y evaluación.

### **Análisis**

Durante esta etapa se identificó el problema y se definirán los requerimientos funcionales y técnicos de la solución, esto a través de una revisión de antecedentes, de literatura y de una recopilación de información sobre SWE y OA de rodilla.

### **Síntesis**

En la etapa de síntesis se generaron distintas propuestas de solución, se seleccionarán los algoritmos a utilizar y los métodos para el procesamiento e interpretación de imágenes y se realizará un primer prototipo funcional del software.

### **Evaluación**

En la etapa final se realizó la validación inicial del software, con base en los resultados obtenidos se hará un análisis del funcionamiento del software y este se ajustará y mejorará de forma acorde.

Durante las etapas de Síntesis y evaluación se trabajó de manera activa en el desarrollo del software, por lo tanto, se seleccionó también una metodología específica para este, la cuál es la metodología ágil Scrum, bajo este método el desarrollo del software se organizará en ciclos cortos e iterativos de trabajo llamados "sprints" [40].

Durante cada sprint se añade una funcionalidad al programa con lo que se logra que al final de cada sprint se pueda obtener una etapa funcional del software. Este enfoque permite al desarrollo adaptarse a cambios rápidamente, entregar resultados de forma constante y mantener un enfoque conciso durante cada momento del desarrollo.

Las actividades para realizadas durante cada etapa del desarrollo se encuentran resumidas en la TABLA II:

TABLA II  
OBJETIVOS Y ACTIVIDADES DURANTE CADA ETAPA DEL DESARROLLO

Etapa	Objetivo	Actividades
<b>Análisis</b>	Identificar las propiedades biomecánicas de los músculos periarticulares de la rodilla más relevantes para la osteoartritis, a partir de la revisión de literatura científica, para el establecimiento de parámetros a incluir en el sistema de análisis.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Revisión de literatura y antecedentes sobre SWE y OA.</li> <li>• Recopilación y análisis de bases de datos de imágenes.</li> <li>• Identificación de usuarios finales y sus necesidades.</li> <li>• Definición de especificaciones funcionales y técnicas del sistema.</li> </ul>
<b>Síntesis</b>	Programar algoritmos para la extracción e interpretación de propiedades biomecánicas de imágenes de elastografía por ondas de corte, empleando técnicas de procesamiento digital y métricas de propiedades mecánicas validadas en estudios previos.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Propuesta y evaluación de diferentes alternativas técnicas.</li> <li>• Selección de métodos de segmentación, análisis y visualización.</li> <li>• Plantear un diseño modular para el sistema.</li> <li>• Planificación y ejecución de sprints.</li> </ul>
<b>Evaluación</b>	Evaluar el sistema desarrollado mediante pruebas con bases de datos de imágenes SWE y referencias de la literatura sobre osteoartritis de rodilla, validando su utilidad como herramienta de apoyo diagnóstico.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Revisión de resultados en reuniones después de cada sprint.</li> <li>• Pruebas de validación en datasets de SWE y ultrasonido.</li> <li>• Ajustes del sistema en nuevos sprints.</li> <li>• Documentación de mejoras y aprendizajes.</li> </ul>

### 1.9 Plan de trabajo

El desarrollo del proyecto se dividió en nueve actividades centrales durante once meses organizados como se puede ver en el siguiente diagrama de Gantt:

TABLA III

Diagrama de Gantt de las actividades a desarrollar

	Agosto 2025	Septiembre 2025	Octubre 2025	Noviembre 2025	Diciembre 2025	Enero 2026	Febrero 2026	Marzo 2026	Abril 2026	Mayo 2026
Revisión del estado del arte										
Definición de requerimientos										
Adquisición y organización de la base de datos										
Diseño conceptual del software										
Módulo de lectura y visualización de imágenes										
Módulo de análisis e interpretación										
Integración y pruebas de los módulos										
Validación del sistema y mejoras										
Documentación										

## 2. Fase de Síntesis

### 2.1 Diseño conceptual

El sistema computacional propuesto tiene como objetivo analizar imágenes de SWE para obtener parámetros biomecánicos de músculos periarticulares de la rodilla para aportar información en el análisis biomecánico de OA.

De manera general el sistema debe de tomar un elastograma, procesarlo, analizarlo y entregar un reporte con los resultados del análisis, el sistema en bajo detalle se puede ver de la siguiente manera:

**Entrada → Procesamiento → Análisis → Salida**

Profundizando en las funciones específicas del sistema, y considerando los requisitos y restricciones definidos en la fase de análisis, se plantea un diseño modular, donde cada componente opera de manera independiente pero conectada secuencialmente dentro del flujo general. El sistema presentará su funcionamiento y resultados a través de una interfaz gráfica. En primera instancia, el usuario podrá cargar una imagen o clip de SWE en formato DICOM. Posteriormente, un módulo de segmentación delimitará el área de interés (ROI) correspondiente al tejido muscular. A continuación, se ejecutará la extracción de características biomecánicas, en la cual cada valor de color del elastograma se traduce en un valor numérico asociado a la rigidez del tejido. Estas características se procesarán para obtener métricas cuantitativas como el módulo de Young. Luego, un módulo de análisis interpretará los resultados, comparándolos con referencias o patrones previamente establecidos para apoyar la identificación de alteraciones asociadas a OA. Finalmente, el sistema generará un reporte con los resultados obtenidos, presentados en una interfaz clara para su interpretación.

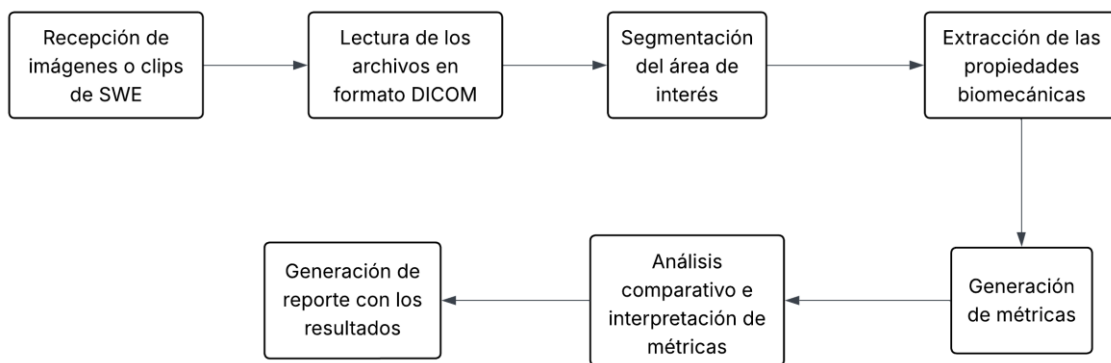


Figura 12. Diagrama de bloques conceptual del sistema.

## Generación de alternativas

Para que la aplicación a desarrollar cumpla con los requerimientos funcionales se evaluaron múltiples soluciones posibles para cada una de las etapas principales del sistema. Cada etapa mostrada en el diagrama de bloques puede implementarse mediante diferentes enfoques que varían en nivel de automatización, complejidad operativa y flexibilidad. A continuación se presentan alternativas concretas para cada etapa del proceso:

TABLA IV

ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN PARA CADA ETAPA DEL SISTEMA

Fases del sistema	Alternativas de Solución
Lectura de archivos DICOM	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Lectura directa mediante librerías estándar DICOM.</li> <li>• Conversión previa a otros formatos (PNG, GIF, ...).</li> <li>• Descomposición del formato DICOM a fotogramas individuales.</li> </ul>
Segmentación de ROI	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Segmentación manual asistida a través de una interfaz.</li> <li>• Segmentación automática con base en colores o estructuras definidas.</li> <li>• Segmentación semiautomática con correcciones manuales.</li> <li>• Segmentación automática con modelos de aprendizaje automático (KNN y CNN).</li> </ul>
Extracción de propiedades	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conversión del mapa de calor (elastograma) a valores numéricos.</li> <li>• Extracción de datos numéricos si el archivo ya cuenta con estos.</li> </ul>
Generación de métricas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Cálculo de métricas estadísticas básicas (media, desviación estándar, rango, percentiles).</li> <li>• Uso de modelo matemático ya establecido.</li> <li>• Entrenar un modelo de regresión.</li> </ul>
Interpretación y análisis	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comparación automática con bases de datos de referencia.</li> <li>• Posibilidad de una clasificación binaria teniendo en cuenta la cantidad de estudios disponibles y las características que se puedan extraer</li> </ul>
Generación de reporte con resultados	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Interfaz interactiva.</li> <li>• Visualización gráfica de los resultados en curvas o mapas comparativos.</li> <li>• Generación automática de un informe en PDF.</li> </ul>

Además de como la aplicación realizará cada etapa del procesado, se debe también tener en cuenta la elección del framework para la interfaz gráfica, ya que este aspecto determina la facilidad de implementación y la interacción con el usuario final. Existen múltiples soluciones viables dentro del ecosistema Python, cada una con ventajas en términos de complejidad, soporte visual, mantenimiento y compatibilidad. A continuación se presentan varios frameworks que pueden cumplir con las necesidades del proyecto, comparados mediante criterios prácticos:

TABLA V

ALTERNATIVAS DE FRAMEWORKS A UTILIZAR PARA LA INTERFAZ GRÁFICA

Framework	Descripción	Ventajas	Limitaciones
PyQt6 [41]	Implementación del framework Qt en Python.	Estable, potente, widgets avanzados, documentación amplia.	Licenciamiento más estricto que PySide, curva de aprendizaje alta.
PySide6 (Qt for Python) [42]	Versión oficial de Qt para Python, equivalente a PyQt.	Libre, moderno, compatible con Qt Designer, ideal para aplicaciones grandes.	Comunidad algo menor que PyQt, curva de aprendizaje alta.
Tkinter [43]	Framework estándar incluido con Python.	Muy ligero, simple de usar, sin dependencias externas.	Interfaz visual muy básica, limitada para multimedia.
Kivy [44]	Framework multiplataforma orientado a interfaces modernas y táctiles.	Diseño atractivo, animaciones, funciona en Android y Windows.	Menos adecuado para precisión o interfaces convencionales.

## 2.2 Selección de la solución preliminar

Antes de seleccionar soluciones específicas para cada etapa del sistema, es importante establecer que, por el momento, estas se mantendrán abiertas. El objetivo es permitir la construcción de implementaciones tempranas que permitan comparar el desempeño real de cada método, sin descartar opciones de forma prematura. Las consultas realizadas con expertos en procesamiento de imágenes y desarrollo de software coincidieron en que una selección anticipada podría limitar la exploración de enfoques que podrían resultar más eficientes o adecuados. Por esta razón, la elección definitiva de las soluciones por etapa se realizará implementando con prototipos funcionales tempranos que permitan una evaluación objetiva. Sin embargo, si es necesario definir desde ahora ciertos elementos, como el framework de interfaz gráfica ya que esta decisión condicionará la estructura del proyecto y su desarrollo.

Para seleccionar este elemento se estableció un proceso de evaluación basado en criterios cuantificables. Cada alternativa se calificó con una escala de 1 a 3, donde 3 representa el mayor cumplimiento del criterio. Esto permite comparar las opciones mediante una matriz de decisión ponderada y justificar la selección final con fundamentos claros y medibles.

Los criterios utilizados se fundamentan en guías clásicas de ingeniería de software [47], y fueron los siguientes:

### **1. Función técnica**

Evalúa la capacidad de la alternativa para cumplir los requerimientos operativos del sistema.

- Compatibilidad con procesamiento de imágenes y clips
- Estabilidad y confiabilidad
- Soporte para operaciones pesadas o complejas

### **2. Facilidad de implementación**

Mide qué tan sencillo es desarrollar, depurar y mantener la solución.

- Curva de aprendizaje
- Documentación disponible
- Integración con librerías necesarias

### **3. Función de viabilidad operativa**

Valora qué tan viable es aplicar la alternativa en el entorno real del proyecto.

- Instalación sencilla
- Dependencias manejables

### **4. Conocimiento previo**

Evalúa cuánta experiencia tiene el desarrollador con la alternativa propuesta.

- Experiencia previa directa
- Familiaridad con herramientas relacionadas
- Dominio de patrones o metodologías usadas

### **5. Sostenibilidad futura**

Considera qué tan fácil será ampliar, actualizar o integrar mejoras en el futuro.

- Comunidad activa
- Extensibilidad a nuevas funciones

A continuación, está la matriz de selección para el framework a utilizar. Los valores se asignaron basándose en documentación oficial, experiencia común de desarrolladores, consultas con expertos (1 profesor y 1 ingeniero de Software) y pruebas rápidas realizadas en el proyecto:

TABLA VI

Matriz de decisión para el framework con el cual se trabajará el sistema

Framework/Criterio	1 (30%)	2 (25%)	3 (20%)	4 (15%)	5 (10%)	Promedio ponderado
PySide6	3	2	3	2	3	2.6
PyQt6	3	2	3	1	3	2.45
Tkinter	2	3	3	1	2	2.3
Kivy	2	2	2	3	2	2.15

De acuerdo con los puntajes obtenidos en la matriz ponderada, PySide6 es la mejor alternativa para el proyecto y por tanto se selecciona como framework preliminar para la interfaz gráfica del sistema. Esto se alinea con pruebas rápidas que se hicieron de diferentes frameworks y las consultas realizadas a expertos. PySide 6 ofrece una curva de aprendizaje pronunciada pero manejable y una compatibilidad con una herramienta de diseño ya integrada llamada Qt Designer.

El análisis realizado mediante la matriz de decisión ponderada, las validaciones rápidas y la consulta con expertos permitió establecer una base sólida para el desarrollo del sistema. Aunque las soluciones específicas para cada etapa del procesamiento se mantienen abiertas para evaluación experimental posterior, la selección temprana del framework era necesaria para estructurar el proyecto desde sus primeras implementaciones. Los resultados obtenidos identificaron a PySide6 como la alternativa más adecuada para la construcción de la interfaz gráfica. Esta decisión proporciona una dirección clara para avanzar hacia la fase de prototipado, asegurando un desarrollo ordenado y facilitando las futuras pruebas comparativas entre las alternativas restantes del sistema.

### 2.2.1 Selección y justificación de métricas biomecánicas

La selección de las métricas cuantitativas que el sistema extrae de los elastogramas de SWE no responde únicamente a criterios estadísticos generales, sino a una justificación biomecánica fundamentada en la naturaleza del tejido muscular y en las alteraciones que este experimenta en el contexto de la osteoartritis (OA) de rodilla. Cada métrica captura una dimensión diferente del comportamiento mecánico del músculo, y su combinación permite caracterizar el tejido de manera más completa que cualquier valor aislado. En la práctica clínica y en la literatura científica, los valores de rigidez muscular obtenidos mediante SWE se reportan de forma rutinaria como media  $\pm$  desviación estándar [3, 7, 29, 30], lo que refleja que estas dos métricas constituyen el núcleo del análisis cuantitativo de elastogramas.

La media global del módulo de Young representa el estimador central de la rigidez basal del músculo en reposo y es la métrica más directamente comparable con los valores de referencia

reportados en la literatura. Estudios como los de Liu et al. [29], Wang et al. [30] y Li et al. [31] muestran que en pacientes con OA de rodilla la rigidez de los músculos periarticulares es significativamente mayor que en sujetos sanos, reflejando un aumento persistente del tono muscular basal y cambios estructurales en el tejido. Desde una perspectiva fisiopatológica, este incremento puede asociarse con procesos de fibrosis, alteraciones del tejido conectivo intramuscular y cambios en la elasticidad muscular [31], todos ellos capaces de aumentar la resistencia pasiva del músculo frente a la deformación.

La mediana, por su parte, actúa como un estimador robusto frente a valores extremos producidos por artefactos de adquisición, saturación cromática del elastograma o regiones con cobertura parcial de píxeles válidos. Esto resulta particularmente relevante en estudios basados en secuencias completas de SWE, donde pueden existir variaciones entre fotogramas. Además, la literatura sobre SWE musculoesquelética reporta frecuentemente la combinación mediana–rango intercuartílico (IQR) cuando las distribuciones de rigidez no siguen un comportamiento normal [3, 35].

La desviación estándar cuantifica la heterogeneidad espacial de la rigidez dentro del ROI. Desde el punto de vista biomecánico, un músculo sano tiende a presentar una distribución relativamente homogénea de propiedades mecánicas, mientras que los procesos degenerativos asociados a la OA, como fibrosis, infiltración grasa y alteraciones fasciculares, producen regiones localizadas de mayor rigidez [8, 29, 31]. Esta heterogeneidad ha sido estudiada previamente mediante elastografía por resonancia magnética (MRE), donde la desviación estándar del módulo de corte se ha utilizado para evaluar cambios en la homogeneidad muscular asociados a edad y enfermedad [45].

El coeficiente de variación (CV), definido como la relación entre desviación estándar y media, permite normalizar la dispersión respecto al nivel basal de rigidez. Su utilidad radica en facilitar la comparación entre músculos con distintos niveles de rigidez o entre estudios realizados en diferentes sujetos. Además, el CV ha sido utilizado como indicador de reproducibilidad y variabilidad relativa en SWE muscular. Alfuraih et al. [46] demostraron que regiones con mayor coeficiente de variación presentan también menor reproducibilidad entre mediciones y mayor heterogeneidad tisular, lo que refuerza su relevancia tanto técnica como clínica.

Los percentiles P<sub>25</sub>, P<sub>75</sub> y P<sub>90</sub> permiten caracterizar la distribución de rigidez sin asumir una distribución paramétrica específica, algo especialmente importante en elastografía muscular, donde los valores del módulo de Young no necesariamente siguen distribuciones normales [35]. El rango intercuartílico (IQR = P<sub>75</sub> – P<sub>25</sub>) constituye una medida robusta de dispersión que representa la variabilidad central de la distribución, mientras que el percentil P<sub>90</sub> permite identificar regiones focales de alta rigidez que podrían quedar ocultas si únicamente se reportara la media. Desde una perspectiva biomecánica, estas zonas de alta rigidez pueden corresponder a regiones con mayor fibrosis o contractura muscular, las cuales alteran la transmisión uniforme de fuerza hacia tendones y estructuras articulares [13, 31].

Los valores mínimo y máximo complementan la descripción estadística al delimitar el rango total de rigidez presente dentro del ROI. Aunque estas métricas son sensibles a valores extremos,

pueden aportar información clínicamente relevante cuando existen regiones focales de muy alta o muy baja rigidez, como ocurre en músculos con coexistencia de fibrosis localizada y atrofia.

Además de las métricas escalares, el sistema genera mapas promedio de rigidez y mapas de desviación estándar espacial a partir de todos los fotogramas del estudio. Estas representaciones bidimensionales permiten analizar la distribución regional de las propiedades mecánicas musculares. La utilización de mapas espaciales de rigidez ha sido previamente reportada en estudios de elastografía por resonancia magnética y SWE aplicados a músculos del muslo [30, 45], donde se ha demostrado que los patrones espaciales de heterogeneidad aportan información que no puede capturarse mediante métricas globales únicas.

El mapa promedio sintetiza el comportamiento mecánico medio del músculo a lo largo de toda la secuencia de SWE, reduciendo el efecto de fluctuaciones fotograma a fotograma y proporcionando una representación más estable de la rigidez basal. Por otro lado, el mapa de desviación estándar espacial permite identificar regiones con alta variabilidad mecánica o sensibilidad a las condiciones de adquisición, zonas que podrían corresponder a transiciones anatómicas entre músculo, fascia o tendón. Este enfoque resulta coherente con el análisis píxel a píxel propuesto por Haueise et al. [36], quienes demostraron que el uso de secuencias completas permite aprovechar de manera más eficiente la información espacial contenida en el elastograma.

Finalmente, las series temporales de media y variabilidad por fotograma representan uno de los aportes metodológicos más importantes del sistema desarrollado. En la práctica clínica convencional, la evaluación mediante SWE suele limitarse a uno o pocos fotogramas seleccionados manualmente por el operador, obteniendo un único valor promedio de rigidez [21, 36]. Sin embargo, la rigidez muscular no constituye un parámetro completamente estático, incluso en condiciones de reposo. Factores como actividad muscular residual, respiración y circulación sanguínea pueden producir fluctuaciones temporales de la rigidez [47, 48].

Haueise et al. [36] demostraron que el análisis de secuencias completas de SWE produce correlaciones casi perfectas con el análisis manual tradicional, mientras que simultáneamente conserva información dinámica adicional inaccesible mediante mediciones puntuales. De manera complementaria, Hug et al. [47] y Frauendorf et al. [48] resaltan que la variabilidad temporal de la velocidad de onda de corte y del módulo elástico puede aportar información relacionada con la regulación de la contracción muscular y el estado funcional del tejido.

En el contexto de la OA, donde se ha documentado un aumento persistente de la rigidez muscular periarticular [29, 30, 31], el análisis temporal fotograma a fotograma permite evaluar si dicho aumento permanece estable o presenta fluctuaciones dinámicas relevantes. Esto puede aportar información adicional sobre el comportamiento biomecánico del músculo y sobre posibles mecanismos compensatorios asociados a dolor, inestabilidad articular o activación muscular residual.

En conjunto, las métricas escalares, espaciales y temporales seleccionadas permiten construir un perfil biomecánico comprensivo del tejido muscular a partir de imágenes SWE. La extracción

automatizada y reproducible de estas métricas supera varias de las limitaciones del análisis manual convencional y proporciona una caracterización muscular coherente con los objetivos clínicos y biomecánicos asociados al diagnóstico y seguimiento de la OA de rodilla.

### 2.3 Bocetos

En primera instancia, se elaboraron los bocetos de la interfaz gráfica del sistema, a través de la cual el usuario podrá cargar imágenes o clips de SWE, configurar los parámetros previos al procesamiento y visualizar los resultados generados, junto con diversas funciones orientadas a mejorar la experiencia de uso.

Se desarrollaron varios bocetos iniciales explorando distintas distribuciones de los elementos de la interfaz, como botones e imágenes, considerando un diseño basado en una única ventana para la simplicidad del sistema.

Bocetos de la interfaz:

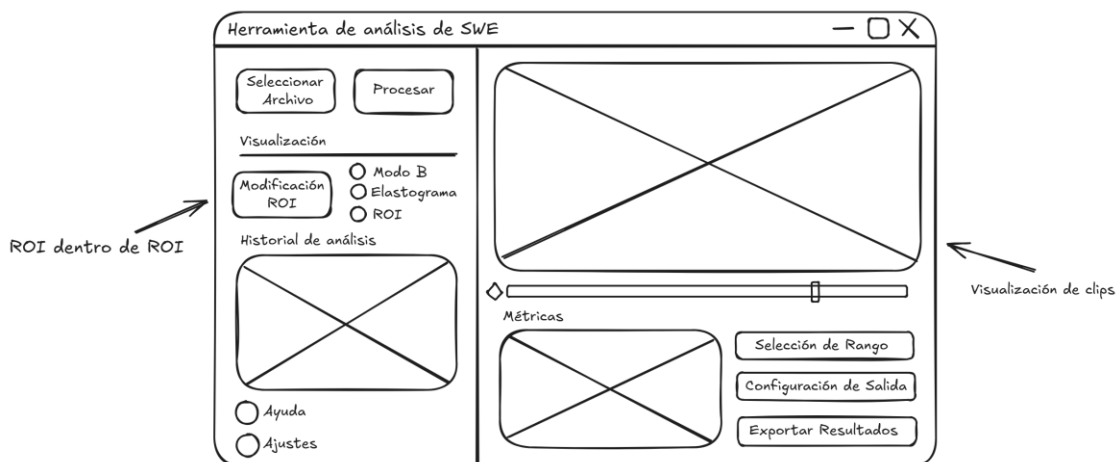


Figura 13. Boceto N°1 de la interfaz gráfica.

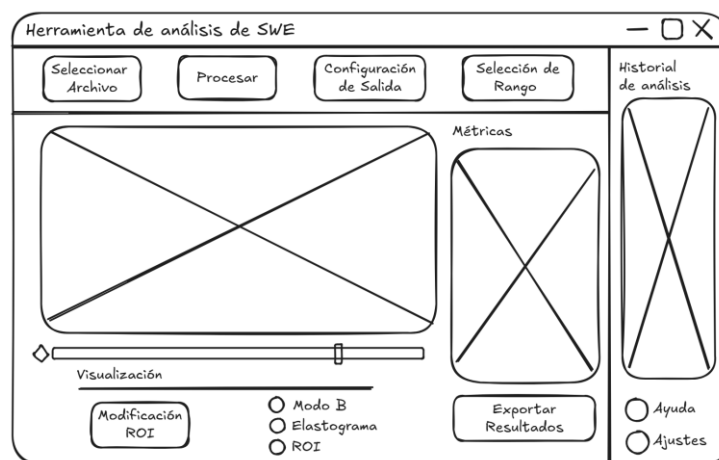


Figura 14. Boceto N°2 de la interfaz gráfica.

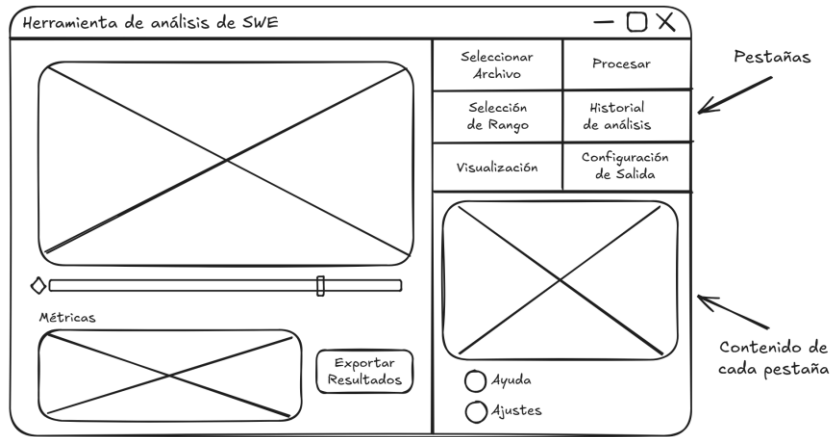


Figura 15. Boceto N°3 de la interfaz gráfica.

Una vez planteadas las primeras ideas de diseño visual de la interfaz, se consideró necesario complementar estos bocetos con una representación del recorrido que realizará el usuario dentro del sistema. Por ello, se elaboró un boceto del flujo del usuario que muestra las acciones principales desde la carga del archivo DICOM hasta la obtención del reporte final. Este esquema preliminar permite visualizar la experiencia completa del usuario utilizando la aplicación:

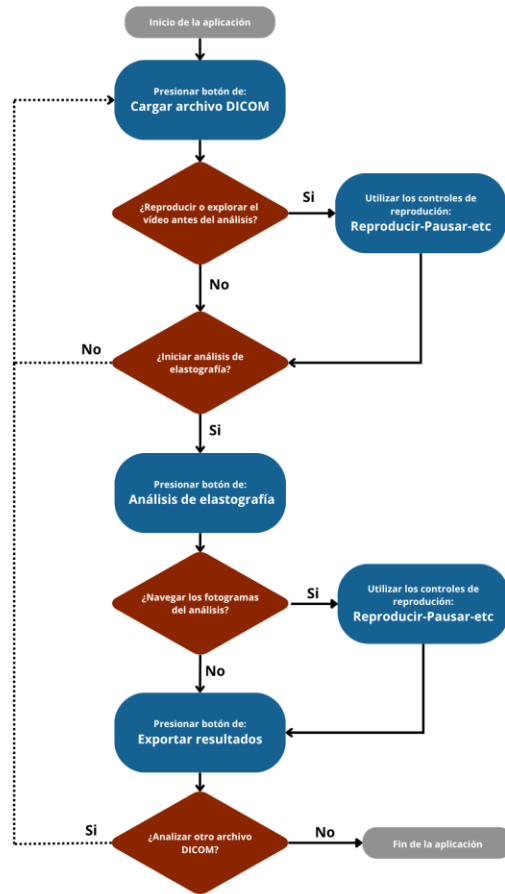


Figura 16. Diagrama de flujo del usuario dentro de la aplicación.

## **2.4 Construcción de un prototipo inicial**

### **Descripción General del sistema**

El sistema que está siendo desarrollado corresponde a una aplicación orientada al procesamiento y análisis de imágenes de SWE en formato DICOM, con base en una herramienta similar realizada por Haueise et al. [36]

Su propósito principal es la extracción automatizada de regiones de interés (ROI) y el cálculo de características cuantitativas a partir de dichas regiones, a partir de un mapa de calor conocido como elastograma.

La aplicación recibe como entrada los estudios de imagen de ultrasonido, y ejecuta una serie de etapas de procesamiento diseñadas para aislar la información relevante contenida en la imagen, es decir, extraer el área de interés de la imagen (ROI), que contiene el elastograma. Posteriormente, sobre esta región segmentada, se lleva a cabo la extracción de características cuantitativas del contenido del elastograma. Estas características constituyen una representación numérica que puede ser utilizada en etapas posteriores de análisis, tales como creación de estadísticas, clasificación o evaluación clínica asistida por computadora.

El flujo general del sistema comprende las siguientes etapas: adquisición y carga de imágenes en formato DICOM, preprocesamiento, detección y extracción de la región de interés, cálculo de características y almacenamiento estructurado de los resultados. Este flujo se implementa de manera automatizada, permitiendo el procesamiento consistente y reproducible de múltiples imágenes.

En este contexto, el sistema se plantea como una herramienta de apoyo para el análisis de imágenes médicas, facilitando la transición desde datos visuales hacia información cuantificable. De esta forma, se contribuye a la reducción del tiempo en el análisis de las imágenes médicas y a la estandarización en el procesamiento de este tipo de datos.

### **Carga y visualización de archivos DICOM**

Este módulo tiene como propósito permitir la carga, interpretación y visualización de imágenes formato DICOM dentro de la aplicación, proporcionando al usuario una visual de los datos y acceso a la información relevante.

Para esto se desarrolló un sistema de carga y visualización basado en el uso de la librería especializada pydicom, la cual permite la lectura estructurada de archivos DICOM y el acceso a sus datos de imagen y metadatos. La carga de imágenes se diseñó para soportar archivos individuales. Al cargar el archivo, sus datos de píxeles son descomprimidos y procesados para obtener una representación adecuada de los fotogramas.

Dado que algunos dispositivos de adquisición, como el equipo Aixplorer Ultimate, con el cual se tomaron los datos con los que se está realizando el proyecto, almacenan las imágenes en espacios de color como YBR\_FULL\_422, se implementó una etapa de conversión a espacio de color RGB. Esta transformación es necesaria para garantizar una visualización correcta, evitando distorsiones en la interpretación visual de la imagen.

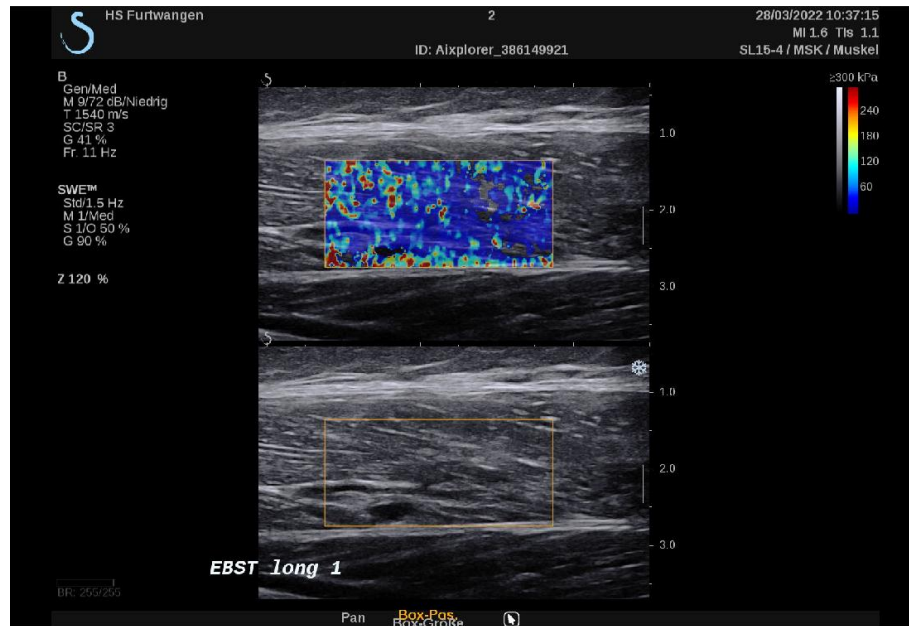


Figura 17. Ejemplo de cómo se visualiza un estudio en el sistema .

Como los archivos contienen múltiples fotogramas, se realiza una iteración sobre cada uno de ellos, permitiendo su almacenamiento en una estructura de datos que facilita su posterior visualización como secuencia temporal.

Para la interfaz gráfica, se utilizó el framework PySide6, el cual permite la construcción de interfaces robustas basadas en Qt. La visualización de las imágenes se realiza mediante componentes gráficos que permiten mostrar cada fotograma y navegar entre ellos utilizando controles interactivos como sliders, botones de reproducción y navegación manual.

Con el fin de mejorar la experiencia del usuario se implementó un indicador de progreso que proporciona retroalimentación visual durante la carga.

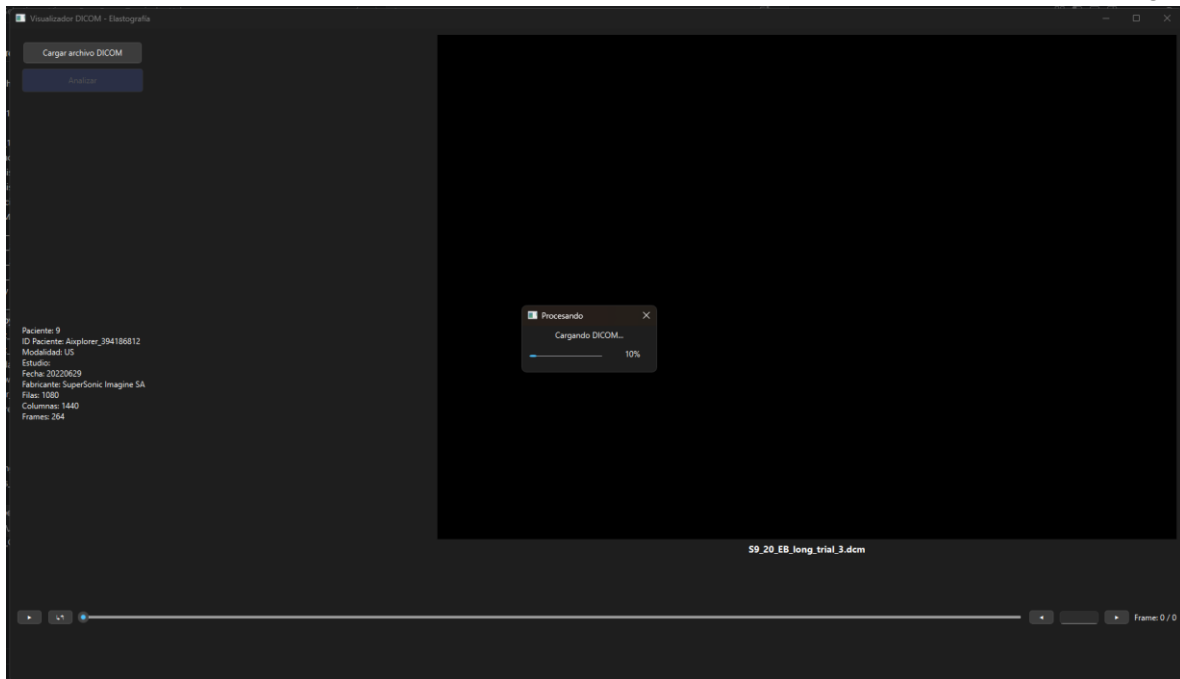


Figura 18. Interfaz Inicial del sistema, contiene un botón para cargar archivo, un botón para realizar el análisis cuantitativo del archivo cargado, un cuadro donde se muestra la información general del archivo, y controles de reproducción de vídeo.

### Herramientas utilizadas

- pydicom para la lectura y manipulación de archivos DICOM
- PySide6 para el desarrollo de la interfaz gráfica
- NumPy para la manipulación de arreglos de datos de imagen

La elección de pydicom se debe a su amplia adopción y compatibilidad con el estándar DICOM, lo que permite una manipulación flexible de los datos sin depender de software propietario.

Por su parte, el uso de PySide6 responde a la necesidad de contar con una interfaz gráfica robusta, multiplataforma y con soporte nativo para manejo de eventos y componentes visuales complejos.

### Módulo de construcción de la Tabla de correspondencia color–rigidez (LUT)

Este módulo tiene como propósito establecer una correspondencia cuantitativa entre los valores de color presentes en los elastogramas y los valores físicos de rigidez (expresados en kPa), mediante la construcción de una tabla de consulta (Look-Up Table, LUT). Esta tabla permite transformar la información visual codificada en color en datos numéricos utilizables para análisis posteriores.

En los elastogramas generados por equipos de ultrasonido, la información cuantitativa de rigidez puede existir en metadatos o tablas internas en algunos casos, sin embargo, estos no siempre están disponibles o son accesibles de forma directa. Como consecuencia, se requiere un método alternativo para reconstruir dicha relación y poder realizar análisis cuantitativos a partir de las imágenes.

La base de datos que se consiguió para el proyecto no contaba con estos valores cuantitativos por lo que se decidió realizar una extracción y análisis de la barra de escala de rigidez presente en los elastogramas, la cual presenta una relación entre color y valor físico. Inicialmente, se realizó una inspección detallada de los archivos DICOM para identificar la ubicación y características de dicha barra. A partir del análisis en el espacio de color HSV, se detectaron las regiones con alta saturación, correspondientes a los píxeles coloreados del elastograma, lo que permitió aislar la zona donde se encuentra la escala. Una vez identificada su ubicación, se procedió a recortar la región correspondiente a la barra de color. Esta barra presenta una variación continua de colores a lo largo del eje vertical, representando un rango de valores de rigidez.

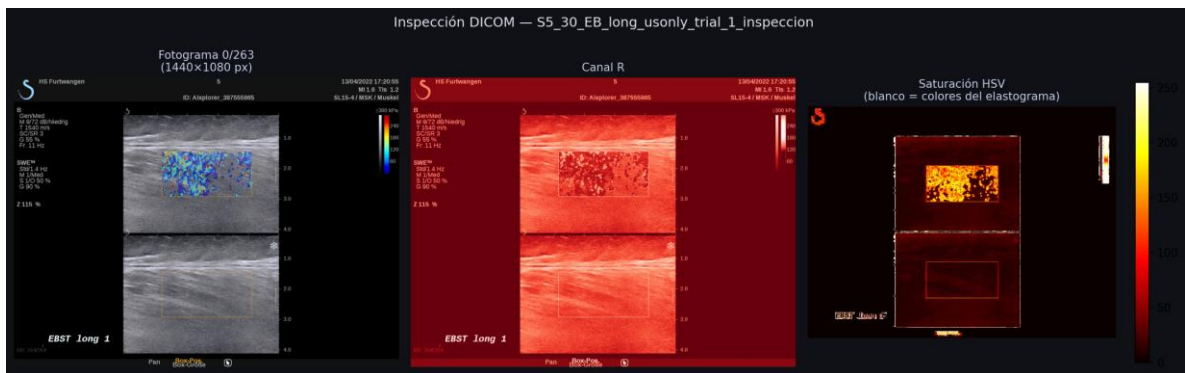


Figura 19. Representación visual de cómo se extrajo la barra de valores de rigidez de un estudio.

Posteriormente, se construyó la LUT mediante los siguientes pasos:

- Se calculó el color promedio por fila de la barra, obteniendo una representación del color asociado a cada nivel.
- Se asumió una distribución lineal de los valores de rigidez a lo largo de la barra, desde un valor máximo (300 kPa; que corresponde al rango del Aixplorer usado) hasta un valor mínimo (0 kPa).
- Se generó una correspondencia entre cada fila (color) y su valor de rigidez asociado.
- Finalmente, se almacenó esta relación en una estructura matricial, donde cada entrada contiene el valor de rigidez y su correspondiente tripleta de color (RGB).

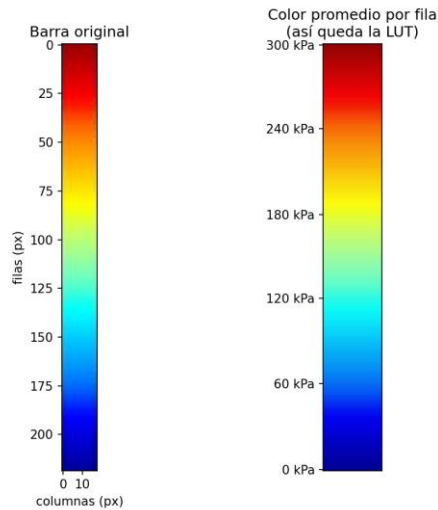


Figura 20. Comparación de la barra de valores de rigidez extraída con la barra de colores promediada que se utilizó para crear el LUT.

Esta estructura fue guardada como un archivo .npy, permitiendo su reutilización durante las etapas posteriores del procesamiento, esto permite desacoplar esta etapa del resto del procesamiento, optimizando el rendimiento y simplificando la aplicación de la transformación en grandes volúmenes de datos.

La principal limitación de este enfoque radica en la suposición de una relación lineal entre la posición en la barra y los valores de rigidez, lo cual depende del diseño específico del sistema de adquisición; además de que se asume que la barra de escala es consistente entre diferentes estudios y adquisiciones, lo cual puede no cumplirse en todos los casos, especialmente si existen variaciones en configuración del equipo o en el rango de medición seleccionado.

### Módulo de extracción de la región de interés (ROI)

Este módulo tiene como finalidad extraer de manera precisa la región correspondiente al elastograma dentro de las imágenes DICOM, eliminando elementos no deseados y garantizando que el análisis posterior se realice exclusivamente sobre información relevante.

Los archivos DICOM utilizados contienen múltiples ROI definidas en sus metadatos, específicamente dentro del atributo SequenceOfUltrasoundRegions. Estas regiones incluyen:

- Un área correspondiente únicamente al elastograma.
- Un área general que contiene el elastograma superpuesto sobre la imagen.
- Un área de igual tamaño que la anterior, pero que contiene únicamente la imagen en modo B (sin información de elastografía).

Si bien estos metadatos permiten localizar las regiones relevantes, la extracción directa del elastograma presenta inconvenientes. En particular, se observa la presencia de un borde coloreado (típicamente naranja) que delimita el área del elastograma. Este borde no contiene información útil

y, de no ser eliminado, introduce ruido en el análisis cuantitativo. Para hacerlo, se hace un uso combinado de los metadatos del DICOM y el análisis de la información visual para aislar correctamente la región útil del elastograma.

Dado que las regiones del modo B y del elastograma poseen las mismas dimensiones espaciales, se establece una correspondencia directa entre ambas. Esto permite trasladar la localización del ROI del elastograma al espacio de la imagen en modo B. A partir de esta correspondencia, se utiliza la imagen en modo B para detectar el borde del elastograma. Esta elección se fundamenta en que, al no contener un mapa de color, el modo B presenta un mayor contraste entre el borde naranja y el resto de la imagen, facilitando su identificación.

La detección del borde se realiza en el espacio de color HSV, donde se identifican píxeles con características cromáticas específicas asociadas al borde. A partir de estos píxeles, se construye una máscara que delimita la región del borde. Posteriormente, esta máscara es utilizada para eliminar el borde en la imagen del elastograma, preservando únicamente la información interna relevante.

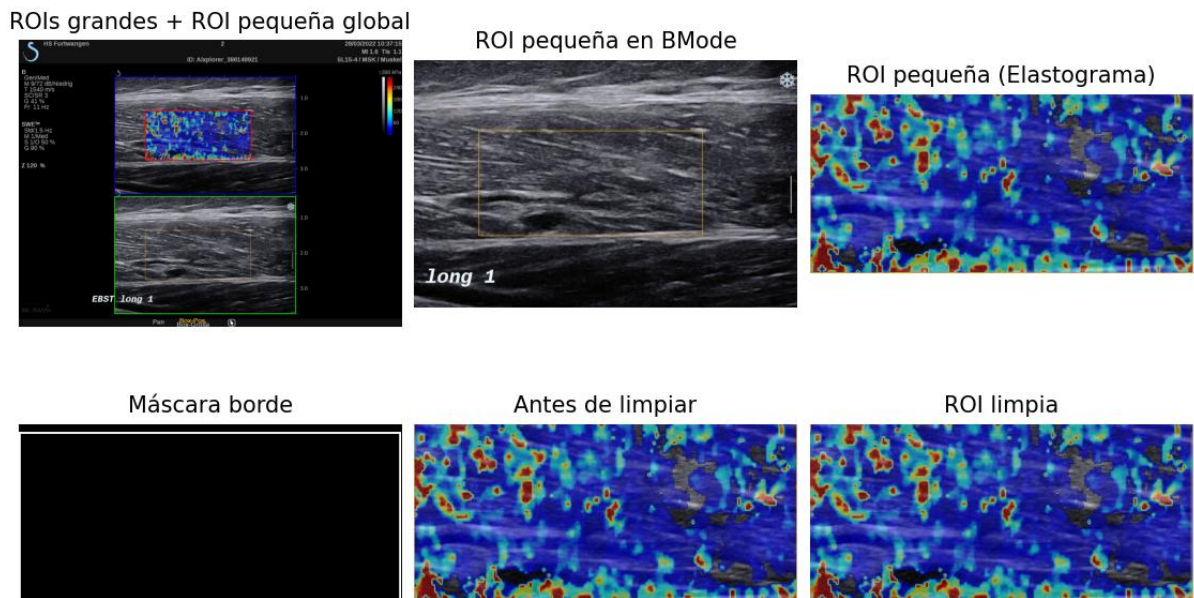


Figura 21. Representación visual de las regiones de interés que se extraen de los metadatos del archivo .

El mayor problema con este enfoque es que asume que la correspondencia espacial entre las regiones de modo B y elastografía es consistente, lo cual depende de la estructura del archivo DICOM y del equipo de adquisición, no obstante, en todos los archivos utilizados para el desarrollo del proyecto, el algoritmo no ha tenido problemas en identificar el ROI.

### Módulo de Cuantificación del Elastograma y Análisis Estadístico

Este módulo tiene como finalidad transformar la información cromática del elastograma en valores cuantitativos de rigidez, utilizando la tabla de correspondencia previamente construida (LUT), y generar métricas estadísticas tanto a nivel de cada fotograma como del estudio completo.

Una vez extraída la región de interés del elastograma, la información disponible continúa estando representada en forma de colores. Para realizar análisis cuantitativos, es necesario convertir cada píxel de la imagen en un valor numérico de rigidez. Esta conversión de los elastogramas a valores cuantitativos se realiza mediante la aplicación de la LUT construida previamente, la cual establece una relación entre valores de color (RGB) y valores de rigidez (kPa).

Para cada fotograma del estudio, se siguen los siguientes pasos:

- Extracción de la ROI del elastograma: Se utiliza la región previamente definida para obtener la imagen correspondiente al elastograma.
- Identificación de píxeles válidos: Se transforma la imagen al espacio de color HSV y se aplica un criterio basado en saturación y brillo para identificar los píxeles que contienen información del mapa de elastografía. Los píxeles que no cumplen este criterio son descartados del análisis.
- Asignación de valores de rigidez: Para cada píxel válido, se busca el color más cercano dentro de la LUT utilizando una estructura de búsqueda eficiente basada en KDTree. Esto permite asignar un valor de rigidez incluso en presencia de pequeñas variaciones en los valores de color.
- Construcción del mapa de rigidez: Se genera una matriz bidimensional donde cada posición contiene el valor de rigidez correspondiente, mientras que los píxeles no válidos se representan como valores nulos.
- Este proceso se repite para todos los fotogramas, generando un volumen de datos tridimensional que describe la evolución temporal del elastograma.

A partir de los mapas de rigidez obtenidos, se calculan métricas estadísticas en dos niveles: Por fotograma y por vídeo completo.

Para cada fotograma se calculan:

- Media
- Mediana
- Desviación estándar
- Percentiles (P25 y P75)
- Cobertura (porcentaje de píxeles válidos)

Adicionalmente, se analiza la distribución de los valores mediante histogramas, lo que permite caracterizar la variabilidad espacial de la rigidez en cada instante.

Junto con esto, se implementó una ventana de análisis interactiva que permite:

- Visualizar el elastograma original junto con la máscara de píxeles válidos
- Navegar entre fotogramas mediante controles interactivos
- Observar en tiempo real las estadísticas asociadas a cada fotograma
- Acceder a un resumen global del estudio completo

Esta interfaz, vista en la Figura 22 facilita la exploración de los datos y la validación visual de los resultados obtenidos.

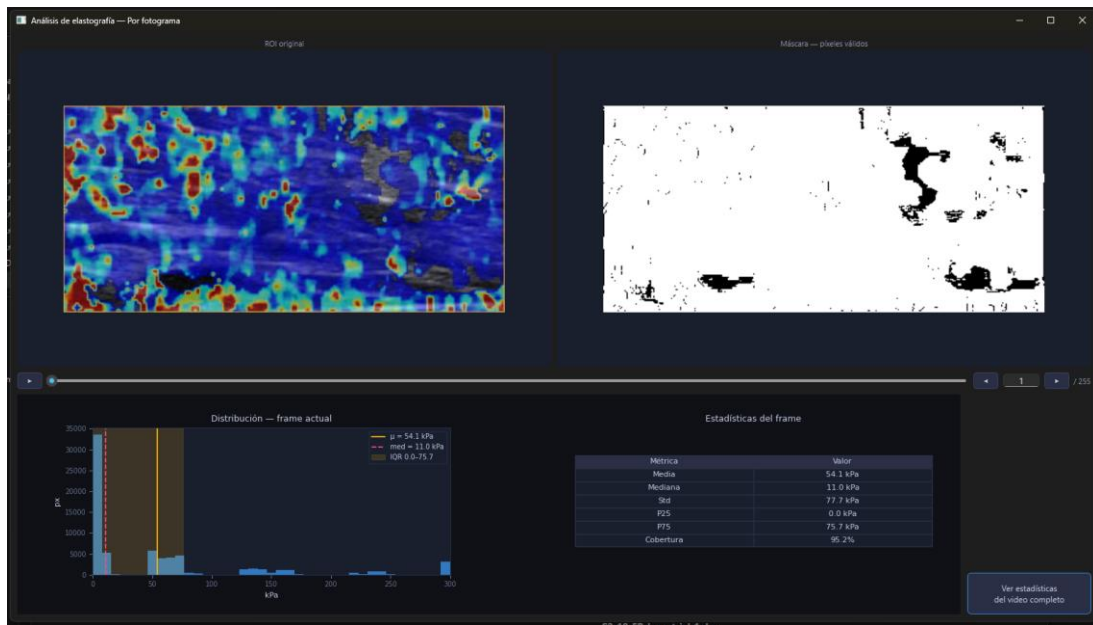


Figura 22. Interfaz de análisis.

A nivel del estudio completo, considerando todos los fotogramas, se calculan:

- Media y mediana global
- Desviación estándar
- Percentiles (P25, P75, P90)
- Valores mínimo y máximo
- Coeficiente de variación
- Cobertura promedio

Asimismo, se generan:

- Mapas promedio de rigidez
- Mapas de desviación estándar espacial
- Series temporales de media y variabilidad por fotograma
- Visualización e interfaz de análisis

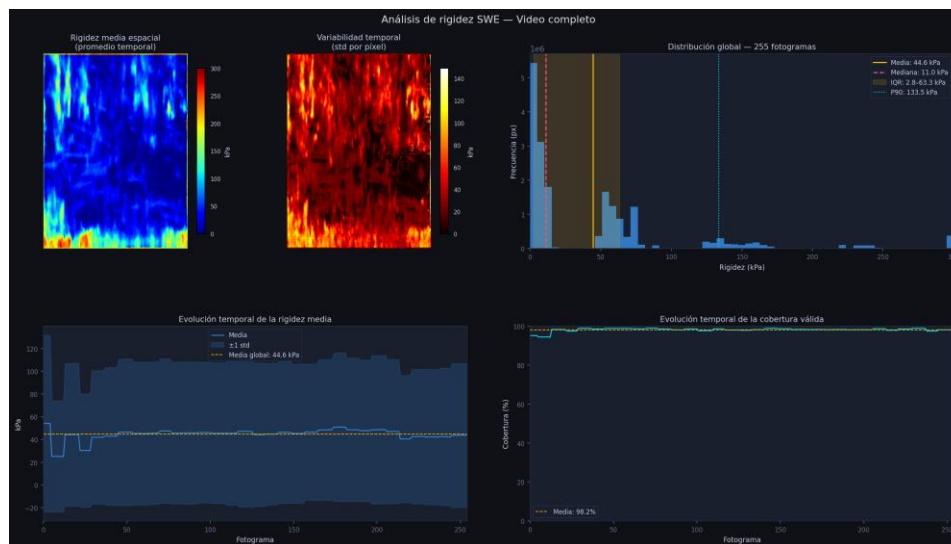


Figura 23. Interfaz de análisis global de todo el estudio.

Cabe recalcar que la precisión de la cuantificación depende directamente de la calidad de la LUT y de la estabilidad del mapa de colores en los elastogramas. Asimismo, la selección de umbrales en el espacio HSV puede influir en la detección de píxeles válidos, por lo que podría requerir ajustes en diferentes condiciones de adquisición.

### Extracción de características para entrenamiento de modelos de clasificación

Una vez definidos los ROIs y construida la correspondencia entre el mapa de color del elastograma y los valores físicos de rigidez (kPa), se implementa un módulo de extracción de características orientado a la generación del dataset final para el entrenamiento de un modelo de clasificación binaria.

Para cada archivo DICOM procesado, el algoritmo genera primero una vista previa de los ROIs seleccionados (B-mode y SWE) antes de iniciar el cálculo de características. Esta visualización incluye el recorte correspondiente a la región de interés interna sobre ambas modalidades, permitiendo verificar que la alineación espacial es consistente y que la extracción del ROI no presenta desplazamientos, errores de segmentación o interferencias por artefactos.

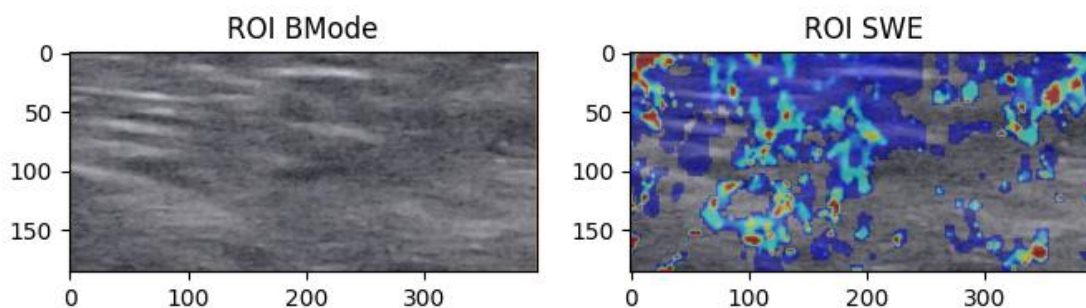


Figura 24. Vista previa de los ROI extraídos de cada estudio antes de su procesamiento.

Durante esta etapa de previsualización, el usuario puede inspeccionar visualmente si el ROI extraído es válido. En caso de que la selección no sea adecuada, el archivo puede ser descartado antes de continuar con el procesamiento. Solo cuando la segmentación es validada manualmente, se procede con la extracción de características. Aunque este proceso de validación manual introduce un riesgo de sesgos asociados al operador, se implementa como un método de control, pues dejar el ROI sin verificar puede llevar a segmentaciones incorrectas afecten el cálculo de características y el análisis posterior.

Posteriormente, para cada fotograma del estudio, se aplica el mismo ROI previamente validado y sobre esta región se calcula el mapa de rigidez en kPa utilizando la LUT previamente construida.

De forma paralela, se extraen los valores estadísticos tanto a nivel de fotograma como a nivel global del estudio, incluyendo medidas de tendencia central, dispersión, percentiles y métricas de variabilidad espacial y temporal. Adicionalmente, se almacenan las regiones de interés correspondientes a cada fotograma, lo cual permite su reutilización en etapas posteriores sin necesidad de reprocesar los archivos DICOM originales.

Finalmente, todas las características extraídas junto con los identificadores del estudio se almacenan en un archivo estructurado tipo Excel, conformando el dataset final utilizado para el entrenamiento de modelos de clasificación binaria.

### Entrenamiento de los modelos de clasificación binaria

El conjunto de datos empleado proviene de 18 pacientes distribuidos en dos grupos clínicos: 9 sujetos sanos y 9 sujetos diagnosticados con OA. Dado que cada paciente aportó múltiples adquisiciones bajo distintas condiciones y en distintos músculos, el conjunto total comprende 276 estudios, correspondientes a 144 adquisiciones de sujetos sanos y 132 de sujetos con OA. Es importante destacar que estos estudios no son independientes entre sí, pues varios provienen de un mismo paciente, lo que implica dependencia intra-sujeto y fue considerado en el diseño del esquema de validación.

La base de datos abarca cuatro condiciones de captura y dos grupos musculares: el vasto lateral (VL) y el gastrocnemio medial (GM). Las condiciones de apoyo bipodal y apoyo unipodal concentran la mayor parte de los estudios. La distribución completa de estas condiciones de captura por músculo y grupo clínico se presenta en la Tabla VII.

TABLA VII

Distribución de estudios por músculo, condición y grupo clínico

Condición	Músculo	OA (n)	Sano (n)	Total
Bilateral stance	Vasto Lateral	30	30	60
Bilateral stance	Gastrocnemio Medial	24	24	48
Unilateral stance	Vasto Lateral	29	30	59
Unilateral stance	Gastrocnemio Medial	24	24	48

Como se mencionó en la sección anterior, partir de cada estudio se extrajeron características cuantitativas derivadas del elastograma, en total se extrajeron 14 métricas:

- SWE\_mean
- SWE\_median
- SWE\_std
- SWE\_CV
- SWE\_p25
- SWE\_p75
- SWE\_p90
- SWE\_skew
- SWE\_kurt
- SWE\_mean\_frame
- SWE\_std\_frame
- SWE\_std\_std
- SWE\_map\_std\_mean
- SWE\_map\_std\_p90

Las características extraídas conforman el espacio de entrada de los modelos de clasificación binaria. Debido al tamaño y distribución de la muestra, se desarrollarán dos modelos independientes, uno por músculo, incorporando la condición de captura del elastograma como variable adicional. Esta estrategia permite evitar una fragmentación excesiva de los datos y se fundamenta en que las diferencias biomecánicas y elastográficas entre músculos podrían ser mayores que las variaciones asociadas a las condiciones de apoyo bipodal y unipodal.

Dado que múltiples estudios pertenecen a un mismo paciente, los datos presentan dependencia intra-sujeto. En este contexto, una partición aleatoria convencional podría producir fuga de información al incluir estudios del mismo paciente simultáneamente en los conjuntos de entrenamiento y validación, lo que conduciría a una sobreestimación artificial del desempeño de los modelos.

Para evitar este problema, se implementó validación cruzada agrupada mediante Group K-Fold, donde cada grupo corresponde al identificador del paciente. Este enfoque garantiza que todos los estudios de un mismo sujeto sean asignados exclusivamente al conjunto de entrenamiento o validación en cada iteración. Se utilizaron cinco folds y el procedimiento se repitió cinco veces empleando diferentes semillas de aleatorización (0, 7, 21, 42 y 99), con el fin de reducir la variabilidad asociada a una única partición y obtener estimaciones más robustas y estables del desempeño de clasificación.

## Preprocesamiento

Las características fueron normalizadas mediante estandarización tipo z-score[49], definida como:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

donde  $\mu$  y  $\sigma$  corresponden a la media y desviación estándar de cada variable, respectivamente.

El procedimiento de normalización se integró dentro del pipeline de entrenamiento, garantizando que en cada iteración de validación cruzada los parámetros de escalado fueran calculados exclusivamente a partir de los datos de entrenamiento y posteriormente aplicados al conjunto de validación. De esta manera, el proceso de normalización se ejecuta nuevamente en cada fold durante el entrenamiento de los modelos, evitando fuga de información y manteniendo la independencia entre los conjuntos de entrenamiento y validación.

## Modelos de clasificación

Se evaluaron seis algoritmos de clasificación supervisada [50,51], seleccionados por su diversidad metodológica y amplio uso en aplicaciones biomédicas:

- Random Forest
- Gradient Boosting
- XGBoost
- Regresión Logística
- Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)
- K-Nearest Neighbors (KNN)

Para cada algoritmo se definieron tres configuraciones de hiperparámetros con diferentes niveles de complejidad y capacidad de generalización, con el objetivo de evaluar distintos comportamientos de aprendizaje y reducir el riesgo de sobreajuste[51].

En el caso de Random Forest se modificaron el número de árboles ( $n_{estimators}$ ) y la profundidad máxima ( $max\_depth$ ), utilizando configuraciones de 100/5, 200/10 y 300/sin límite. Para Gradient Boosting y XGBoost se ajustaron el número de estimadores, la profundidad máxima y la tasa de aprendizaje ( $learning\_rate$ ), empleando configuraciones progresivamente más flexibles.

Para la Regresión Logística se evaluaron diferentes niveles de regularización mediante el parámetro C (0.1, 1 y 10). En SVM se modificaron los parámetros C y gamma utilizando configuraciones conservadoras, intermedias y flexibles. Finalmente, en KNN se variaron el número de vecinos ( $k=3,5,7$ ) y el esquema de ponderación de distancia.

En total, se evaluaron 6 modelos con 3 configuraciones distintas de hiperparámetros cada uno. Adicionalmente, el proceso de validación cruzada agrupada se repitió cinco veces utilizando diferentes semillas de aleatorización, resultando en un total de 90 configuraciones evaluadas para cada músculo analizado [52].

Finalmente, el desempeño de los modelos se evaluó mediante múltiples métricas:

- **Accuracy:** proporción total de predicciones correctamente clasificadas respecto al número total de observaciones evaluadas.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- **AUC-ROC:** área bajo la curva ROC, utilizada para evaluar la capacidad discriminativa global del clasificador independientemente del umbral de decisión.

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR)$$

- **F1-score:** media armónica entre precisión y sensibilidad, utilizada para balancear ambas métricas en un único indicador.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

- **Recall (sensibilidad):** proporción de casos positivos correctamente identificados por el modelo.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **Precisión:** proporción de predicciones positivas que corresponden realmente a casos positivos.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **F1-score macro:** promedio no ponderado del F1-score calculado individualmente para cada clase, utilizado para evaluar el desempeño balanceado entre clases.

$$F1_{macro} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F1_i$$

donde TP corresponde a verdaderos positivos, TN a verdaderos negativos, FP a falsos positivos y FN a falsos negativos. Estas métricas son ampliamente utilizadas en problemas de clasificación supervisada y evaluación de modelos biomédicos [50,53].

La métrica principal utilizada para la selección de modelos fue el área bajo la curva ROC (AUC-ROC), debido a su capacidad para evaluar el desempeño discriminativo global del clasificador de manera independiente del umbral de decisión. Para cada algoritmo, se seleccionó la configuración de hiperparámetros con el mayor valor promedio de AUC-ROC[53].

### 3. Fase de Evaluación

#### 3.1 Plan de pruebas o validación

##### Consideraciones sobre el contexto de validación

Dado que el sistema se desarrolla y evalúa exclusivamente con bases de datos públicas de imágenes SWE y referencias de la literatura científica — sin acceso a un equipo de elastografía propio ni a datos clínicos propios — la estrategia de validación se fundamenta en tres ejes: (1) verificación interna de consistencia del procesamiento, (2) comparación de los valores kPa extraídos contra rangos reportados en estudios SWE musculares bajo condiciones comparables, y (3) evaluación de la capacidad del sistema para discriminar entre grupos clínicos documentados en las bases de datos utilizadas.

##### Indicadores clave de desempeño

###### A. Consistencia interna y reproducibilidad

Se evaluará la estabilidad del algoritmo verificando que, al procesar múltiples veces un mismo archivo DICOM, los resultados obtenidos sean idénticos. Dado que el proceso de conversión de mapa de color a valores de rigidez (kPa) es completamente determinista (basado en una tabla LUT fija y búsqueda mediante KDTree), se espera variabilidad despreciable entre ejecuciones.

##### Métricas:

- Error Absoluto Medio entre ejecuciones (MAE)

Como su nombre indica el MAE es el promedio de los errores absolutos entre ejecuciones, en este caso la prueba se hará tomando como referencia la rigidez media global del estudio.[54]

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|$$

Donde  $x_i$  es el valor obtenido en la primera ejecución,  $y_i$  el valor obtenido en la segunda ejecución y  $N$  el total de píxeles evaluados.

- Desviación estándar de valores de kPa por píxel entre ejecuciones (STD)

La STD para medir cuánto varían los resultados entre múltiples ejecuciones del sistema [55]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$$

Donde  $x_i$  es el valor obtenido en una ejecución,  $\mu$  el promedio de todos los valores obtenidos y  $N$  el número de ejecuciones, esta prueba se hará pixel a pixel calculando la STD de un mismo píxel en diferentes ejecuciones y dando como dato global el promedio de la STD de todos los píxeles.

- Coeficiente de correlación intraclase (ICC)  
Finalmente el ICC, el cual mide el porcentaje de la variabilidad total proveniente de diferencias entre ejecuciones.

$$ICC = \frac{\sigma_{entre}^2}{\sigma_{entre}^2 + \sigma_{error}^2}$$

En el ICC se busca una baja varianza del error ( $\sigma^2_{error}$ ), lo que quiere decir que idealmente se busca que  $ICC \approx 1$ . [56]

Esta prueba permite validar la reproducibilidad computacional del sistema y se hará mediante el ingreso de 15 estudios diferente al sistema 5 veces cada uno esperando que los resultados de un mismo archivo sean iguales en las 5 repeticiones.

### **B. Validación de la transformación inversa (consistencia color-rigidez)**

Con el fin de verificar la coherencia interna del proceso de conversión LUT, se realizó una transformación inversa a partir de la matriz de valores de rigidez (kPa) para reconstruir nuevamente el elastograma en formato RGB. Posteriormente, la imagen reconstruida fue comparada con el elastograma original extraído del estudio.

Aunque la reconstrucción del elastograma se efectuó en el espacio RGB, la comparación cuantitativa entre imágenes se realizó en el espacio de color CIELAB (LAB). Esta decisión se tomó debido a que el espacio LAB presenta una distribución perceptualmente uniforme, permitiendo que las diferencias numéricas entre colores se aproximen mejor a las diferencias visuales percibidas por el observador.[21]

#### **Métricas:**

- Índice de similitud estructural (SSIM)  
Este se emplea para evaluar el grado de similitud visual entre dos imágenes considerando características estructurales, de luminancia y contraste. A diferencia de métricas basadas únicamente en diferencias de intensidad, el SSIM busca aproximarse a la percepción visual humana.  
Los valores de SSIM se encuentran en un rango entre 0 y 1, donde valores cercanos a 1 indican una alta similitud estructural entre las imágenes comparadas.[57]
- Error absoluto medio en espacio LAB (MAE-LAB)  
Se utilizó para cuantificar la diferencia promedio entre la imagen original y la reconstruida en el espacio perceptual LAB.

- Raíz del error cuadrático medio en espacio LAB (RMSE-LAB)  
se utilizó para cuantificar la magnitud de las diferencias entre la imagen original y la reconstruida en el espacio LAB. Esta métrica penaliza en mayor medida los errores grandes debido al uso de diferencias cuadráticas, permitiendo identificar distorsiones significativas introducidas durante el proceso de reconstrucción.[21]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}$$

Aquí  $x_i$  es el valor del píxel en la imagen original,  $y_i$  el valor del mismo píxel en la imagen reconstruida, y  $N$  el número total de píxeles evaluados.

- Relación señal-ruido pico (PSNR)  
Se usa para medir el nivel de distorsión presente entre la imagen original y la imagen reconstruida. Esta métrica expresa, en decibelios (dB), la relación entre la intensidad máxima posible de la señal y el ruido introducido por el proceso de reconstrucción.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right)$$

Valores altos de PSNR indican una menor degradación y una mejor calidad de reconstrucción.[58]

La prueba se realizó seleccionando aleatoriamente 20 estudios DICOM. Para cada estudio se analizaron 10 fotogramas independientes, sobre los cuales se calcularon las métricas mencionadas. Finalmente, el valor reportado para cada estudio correspondió al promedio de los resultados obtenidos en sus respectivos 10 fotogramas.

### C. Concordancia con la literatura

Dada la limitada disponibilidad de estudios estandarizados en elastografía SWE para músculo periarticular de rodilla, así como la variabilidad inherente a las condiciones de adquisición (posición del paciente, estado de contracción muscular, presión del transductor, entre otros), la comparación con la literatura se abordará desde un enfoque de consistencia y plausibilidad fisiológica, más que como una validación directa punto a punto.

En este contexto, el objetivo no es replicar exactamente valores absolutos reportados, sino verificar que los resultados obtenidos se encuentren dentro de rangos fisiológicamente coherentes y que conserven las tendencias esperadas entre grupos clínicos.

#### Estrategia:

- Consolidación de rangos de referencia a partir de literatura disponible
- Comparación de medias y desviaciones estándar por grupo (OA vs. sano)

#### Métricas:

- Media  $\pm$  desviación estándar por grupo
- Intervalos de confianza al 95%
- Diferencia Porcentual respecto a valores de referencia:

$$\text{Diferencia Porcentual} = \frac{|x_{\text{estimado}} - x_{\text{referencia}}|}{x_{\text{referencia}}}$$

#### D. Evaluación de la cobertura del ROI

Se analizará la proporción de píxeles válidos (coloreados) dentro de la región de interés (ROI), como indicador de la calidad de la segmentación automática basada en umbrales HSV.

##### Métricas:

- Porcentaje de cobertura válida:

$$\text{Cobertura} = \frac{\text{píxeles válidos}}{\text{total de píxeles en ROI}} \times 100$$

Se considerará que valores sistemáticamente bajos (por ejemplo, inferiores al 30%) pueden indicar problemas en la segmentación o baja calidad de adquisición.

### 3.2 Plan de análisis de resultados

#### Pruebas estadísticas aplicables

El análisis de resultados se realizará mediante un enfoque cuantitativo, combinando estadística descriptiva, pruebas inferenciales y evaluación del desempeño de modelos de clasificación.

#### Análisis estadístico

Se aplicarán pruebas estadísticas para determinar la existencia de diferencias significativas entre los grupos OA y sanos:

- Prueba de normalidad (Shapiro-Wilk)  
Se aplica esta prueba para determinar si las distribuciones de los datos siguen un comportamiento paramétrico. Esta prueba evalúa la hipótesis nula de normalidad, permitiendo seleccionar posteriormente la prueba estadística comparativa más adecuada para cada variable analizada entre t Student y Mann-Whitney U [59].
- Prueba t de Student (datos paramétricos)  
Para aquellas variables con distribución normal, se empleará la prueba t de Student para comparar las medias entre los grupos OA y sano. Esta prueba permite determinar si las diferencias observadas entre ambos grupos son estadísticamente significativas bajo supuestos paramétricos.[55]

- Prueba de Mann-Whitney U (datos no paramétricos)  
En los casos donde las variables no presenten distribución normal, se utilizará la prueba no paramétrica de Mann-Whitney U. Esta prueba compara las distribuciones de dos grupos independientes sin asumir normalidad[60].

Adicionalmente, se calcularán:

- Intervalos de confianza (95%)  
Los intervalos de confianza al 95% permiten estimar el rango dentro del cual probablemente se encuentra el valor real de una variable en la población. En este contexto, se espera obtener intervalos relativamente pequeños, ya que esto indicaría mayor estabilidad y consistencia en las características extraídas por el sistema.

$$IC = \bar{x} \pm z \frac{s}{\sqrt{n}}$$

- Tamaños de efecto (Cohen's d)  
Por su parte, el tamaño del efecto mediante Cohen's d se emplea para cuantificar qué tan grande es la diferencia entre el grupo OA y el grupo sano.

$$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s_p}$$

valores altos de Cohen's d son deseables, ya que indicarían que las características extraídas presentan diferencias claras entre sujetos con OA y sujetos sanos, aumentando el potencial discriminativo del sistema. [61]

## Estrategias de mejora basadas en los resultados

El análisis estadístico y el desempeño de los modelos constituye la base para la identificación de oportunidades de mejora en las distintas etapas del procesamiento. En función de los resultados obtenidos, se plantean las siguientes estrategias de ajuste:

### 1) Ajustes en la segmentación del ROI

Si hay una Cobertura válida baja (< 30%) y una alta variabilidad en la cobertura entre estudios se compromete directamente la calidad de las métricas extraídas.

#### Estrategia de mejora:

- Ajuste de los umbrales en el espacio HSV
- Refinamiento de la detección de regiones válidas
- Implementación de filtros adicionales para eliminar ruido o artefactos

### 2) Ajustes en la conversión color-rigidez (LUT)

Errores en la conversión afectan todas las métricas posteriores, por lo que si hay un bajo SSIM o alto error (MSE) en la transformación inversa se debe mejorar el método por el cual se obtienen las matrices de rigidez.

**Estrategia de mejora:**

- Refinamiento de la tabla LUT utilizada
- Evaluación de interpolación más precisa entre colores

**3) Ajustes en la extracción de características**

Si las variables no muestran diferencias entre grupos, su capacidad discriminativa es limitada y deben ser refinadas o reemplazadas.

**Estrategia de mejora:**

- Revisión de las métricas biomecánicas seleccionadas
- Inclusión de nuevas características (por ejemplo, métricas de textura adicionales o estadísticas robustas)
- Evaluación de transformaciones de variables (normalización, log-transformaciones)

**4) Ajustes frente a discrepancias con la literatura**

Grandes diferencias entre los resultados del sistema y lo documentado en la literatura pueden deberse a factores experimentales más que a errores del sistema, por lo que se requiere un análisis contextual.

**Estrategia de mejora:**

- Análisis de condiciones de adquisición (cuando la información esté disponible)
- Evaluación de sesgos en la base de datos
- Revisión de la definición de ROI y región anatómica analizada

### 3.3 Indicadores de éxito

TABLA VIII

Indicadores de éxito y métricas, actividades y entregables asociados

Nº	Indicador	Métrica	Umbral de éxito	Actividad asociada	Entregable
1	Consistencia interna del procesamiento	MAE entre ejecuciones, desviación estándar, ICC	MAE = 0, std = 0, ICC $\geq$ 0.99	Ejecución repetida del pipeline sobre los mismos archivos DICOM	Registro de reproducibilidad
2	Consistencia de la conversión color-rigidez	MSE, MAE por canal RGB, SSIM	SSIM $\geq$ 0.95, error bajo	Transformación inversa kPa $\rightarrow$ RGB y comparación con imagen original	Comparación visual + métricas
3	Calidad de segmentación (ROI)	Cobertura válida (%)	$\geq$ 35% en $\geq$ 80% de los estudios	Evaluación de máscara HSV sobre dataset completo	Registros de cobertura
4	Concordancia con la literatura	Media $\pm$ std, IC 95%, diferencia porcentual	compatibilidad parcial o alta con rangos reportados en la literatura y tendencias biomecánicas coherentes	Comparación con $\geq$ 3 estudios de referencia	Tabla comparativa con literatura
5	Discriminación estadística entre grupos	p-valor (Mann-Whitney o t-test), Cohen's d	p < 0.05 y d $\geq$ 0.5	Análisis estadístico OA vs sano	Reporte estadístico + gráficas

### 3.4 Prototipo final testeado

Después de múltiples iteraciones de diseño, implementación y validación, se obtuvo una versión funcional y estable del sistema computacional propuesto, la aplicación de escritorio así como el código realizado y otros archivos relevantes se pueden encontrar en el siguiente repositorio:

[https://github.com/JJgonzo2/Sistema\\_de\\_Analisis\\_SWE](https://github.com/JJgonzo2/Sistema_de_Analisis_SWE)

Durante el desarrollo se realizaron ajustes progresivos tanto en el procesamiento de imágenes como en la arquitectura del software, con el objetivo de mejorar la precisión del análisis, la automatización del flujo de trabajo y la experiencia de uso dentro de la interfaz gráfica.

La versión final integra de manera secuencial los módulos de lectura de archivos DICOM, segmentación de ROI, conversión del elastograma a valores cuantitativos de rigidez, extracción de métricas biomecánicas y análisis automático de resultados. Todo el procesamiento se ejecuta desde una interfaz gráfica desarrollada en Python utilizando PySide6, permitiendo cargar estudios SWE y visualizar de forma inmediata tanto el elastograma procesado como las métricas generadas.

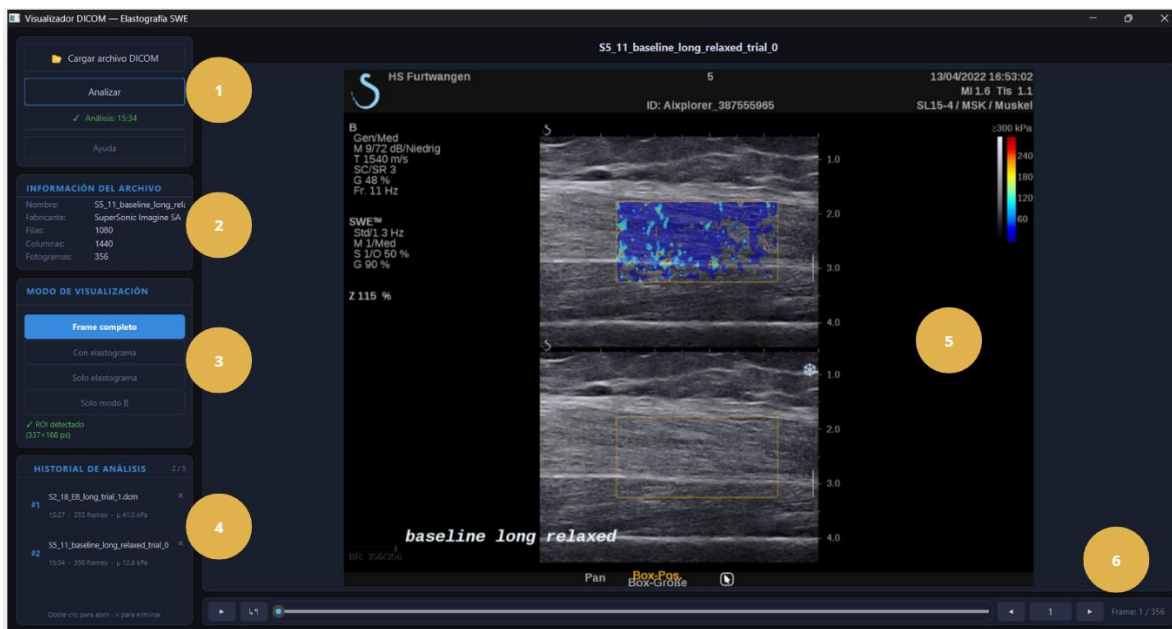


Figura 25. Interfaz principal de la versión final del sistema, 1. Botones para cargar y analizar archivos, botón de ayuda para una explicación breve del sistema, 2. Cuadro de información general del archivo, 3. Cuadro para seleccionar un modo de visualización, 4. Historial de análisis previamente hechos en la sesión, 5. Visor de imagen principal, 6. Controles de reproducción de video.

La Figura 25 muestra la interfaz completa del Visualizador DICOM para Elastografía SWE en su versión final, donde se integran todos los módulos desarrollados en una única ventana cohesiva. En comparación con las primeras iteraciones del sistema, esta versión ofrece una experiencia interactiva más fluida con funcionalidades que mejoran la usabilidad como un selector de visualización y un historial de análisis previamente hechos.

Los componentes principales de la interfaz se identifican a continuación:

1. Panel de control principal — Ubicado en la esquina superior izquierda, contiene los botones Cargar archivo DICOM y Analizar, junto con el indicador de estado del análisis que confirma visualmente cuándo el procesamiento ha sido completado. Un botón de Ayuda también se encuentra disponible en esta zona. En versiones tempranas no existía retroalimentación alguna sobre el estado del proceso.
2. Panel de información del archivo — Muestra los metadatos clave del DICOM cargado: nombre del archivo, fabricante, resolución en filas y columnas, y número total de fotogramas.
3. Modo de visualización — Selector de cuatro modos de renderizado: Frame completo, Con elastograma, Solo elastograma y Solo modo B. Esta funcionalidad, ausente en versiones previas, permite alternar entre la imagen ecográfica pura y la superposición del mapa de rigidez según la necesidad del usuario.
4. Historial de análisis — Panel que registra los análisis realizados durante la sesión, mostrando el nombre del archivo, el número de fotogramas procesados y la media global de rigidez en kPa. Permite comparar resultados entre diferentes archivos cargados consecutivamente, permitiendo tener múltiples análisis a la mano sin necesidad de realizar todo el proceso de análisis se repita cada vez.
5. Visor de imagen principal — Área central de visualización que renderiza cada fotograma del DICOM en su resolución nativa.
6. Controles de reproducción de vídeo — Barra de reproducción, botones de reproducir, pausar, reproducir indefinidamente y botones para retroceder o avanzar fotograma a fotograma.

Una de las mejoras respecto a las versiones tempranas del sistema es la incorporación de múltiples modos de visualización del fotograma DICOM. Mientras que los prototipos iniciales mostraban únicamente el frame completo, la versión final permite al usuario alternar entre cuatro vistas: Frame completo, Con elastograma, Solo elastograma y Solo modo B. La Figura 26 ilustra tres de estos modos: en Con elastograma; Solo elastograma; y Solo modo B. Esta funcionalidad responde directamente a la necesidad de poder comparar la imagen morfológica y funcional de forma rápida dentro del mismo flujo de trabajo, sin recurrir a software externo.

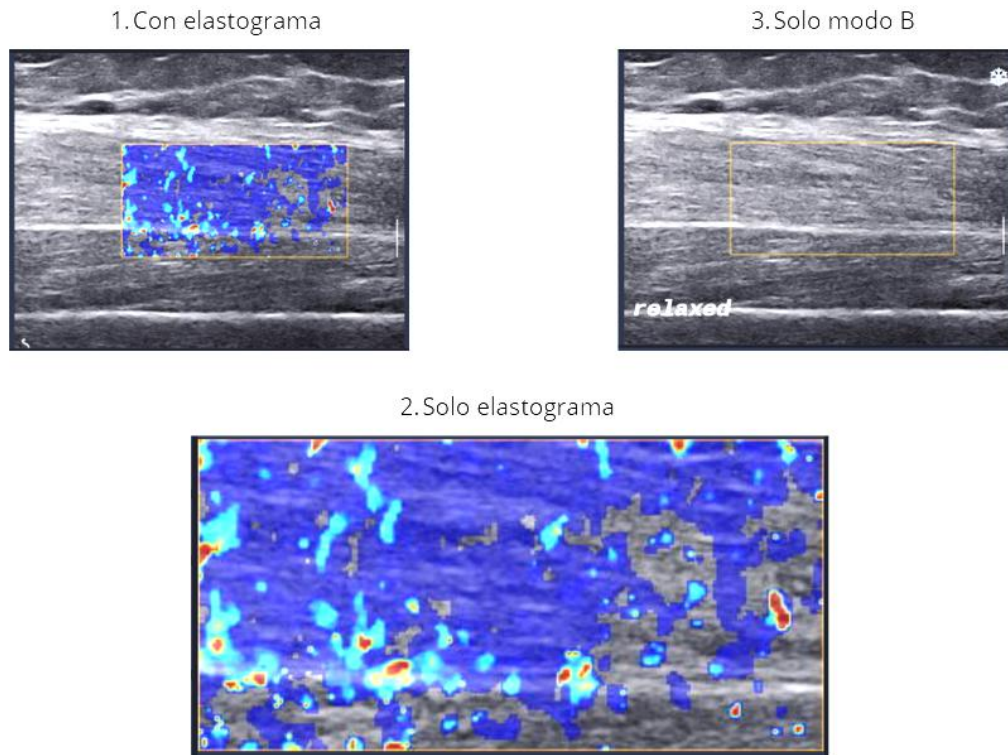


Figura 26. Ejemplos de lo que se ve en el visor de imagen principal en los diferentes modos de visualización, 1. Con elastograma se presenta la imagen ecográfica completa con la superposición del mapa de rigidez SWE activa, 2. *Solo elastograma* se aísla exclusivamente la región ROI coloreada y 3. Solo modo B se suprime la capa de color y se muestra únicamente la imagen ecográfica estructural.

La ventana de análisis por fotograma ha recibido una actualización visual similar al resto de la interfaz como se aprecia en la Figura 27. Esta ventana, accesible tras completar el análisis, permite al usuario recorrer cada fotograma del video DICOM de forma interactiva mediante un deslizador, botones de navegación secuencial y un campo de entrada numérica para saltar directamente a un frame específico, similar a la interfaz principal. Para cada fotograma se despliegan en tiempo real dos paneles de imagen —el ROI original y la máscara de píxeles válidos detectados— junto con un panel estadístico que incluye el histograma de distribución de rigidez y una tabla con las métricas del frame actual. Por último en lugar de un botón que abre otra ventana con el análisis global ahora ambos análisis hacen parte de una misma ventana siendo accedidos mediante una pestaña en el lado izquierdo de la ventana.

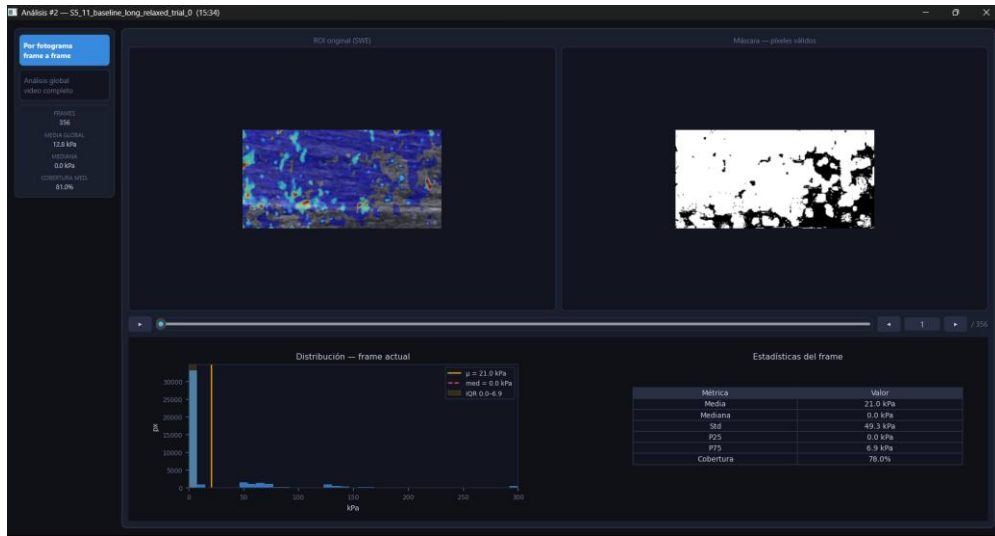


Figura 27. Ventana de análisis de fotogramas individuales.

La pestaña de estadísticas globales sintetiza el comportamiento del tejido evaluado a lo largo de la totalidad del video DICOM en un único panel integrado. Esta no ha sido alterada en contenido solo de manera visual. Como se puede ver en la Figura 28, sigue presentando las cinco visualizaciones simultáneas de las versiones tempranas: el mapa de rigidez media espacial, que revela las zonas de mayor y menor rigidez estructural; el mapa de variabilidad temporal por píxel, que expresa en kPa cuánto varía cada punto del ROI a lo largo del video; el histograma global de distribución de rigidez con indicadores de media, mediana, rango intercuartílico y percentil 90; la evolución temporal de la rigidez media por fotograma con su banda de desviación estándar; y la evolución de la cobertura válida frame a frame.

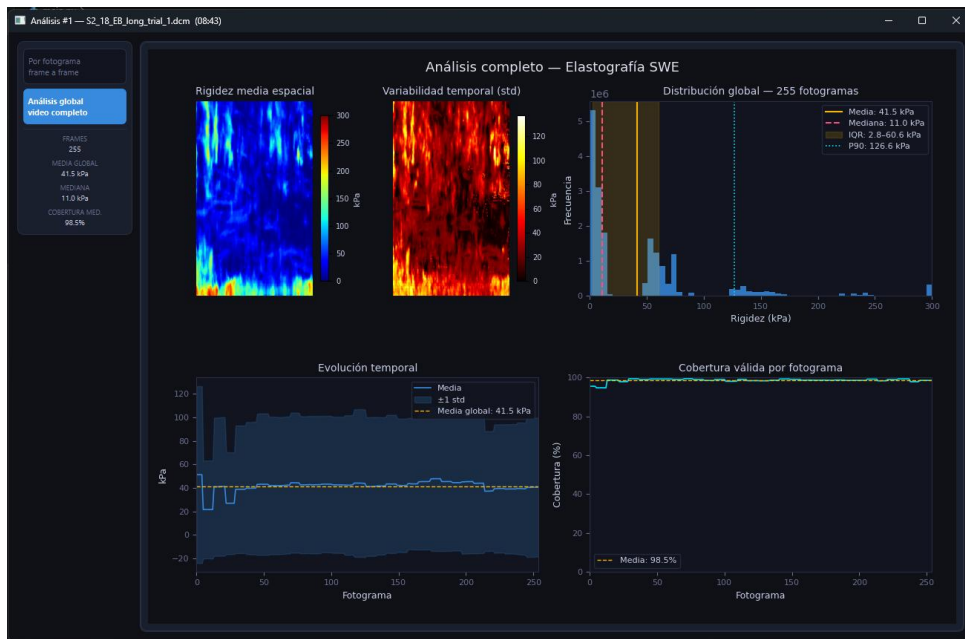


Figura 28. Ventana de análisis global del estudio.

Por último, con el objetivo de facilitar la adopción del sistema por parte de usuarios sin experiencia previa en el manejo de archivos DICOM o en la interpretación de elastografía SWE, la versión final incorpora un módulo de ayuda contextual accesible desde el panel de control principal. Al activarse, este modo despliega una guía paso a paso que orienta al usuario a través del flujo de trabajo completo del sistema: desde la carga del archivo DICOM hasta el acceso al análisis del estudio. La ayuda se presenta de forma integrada en la interfaz como se ve en la Figura 29, eliminando la dependencia de conocimiento previo para operar el sistema.

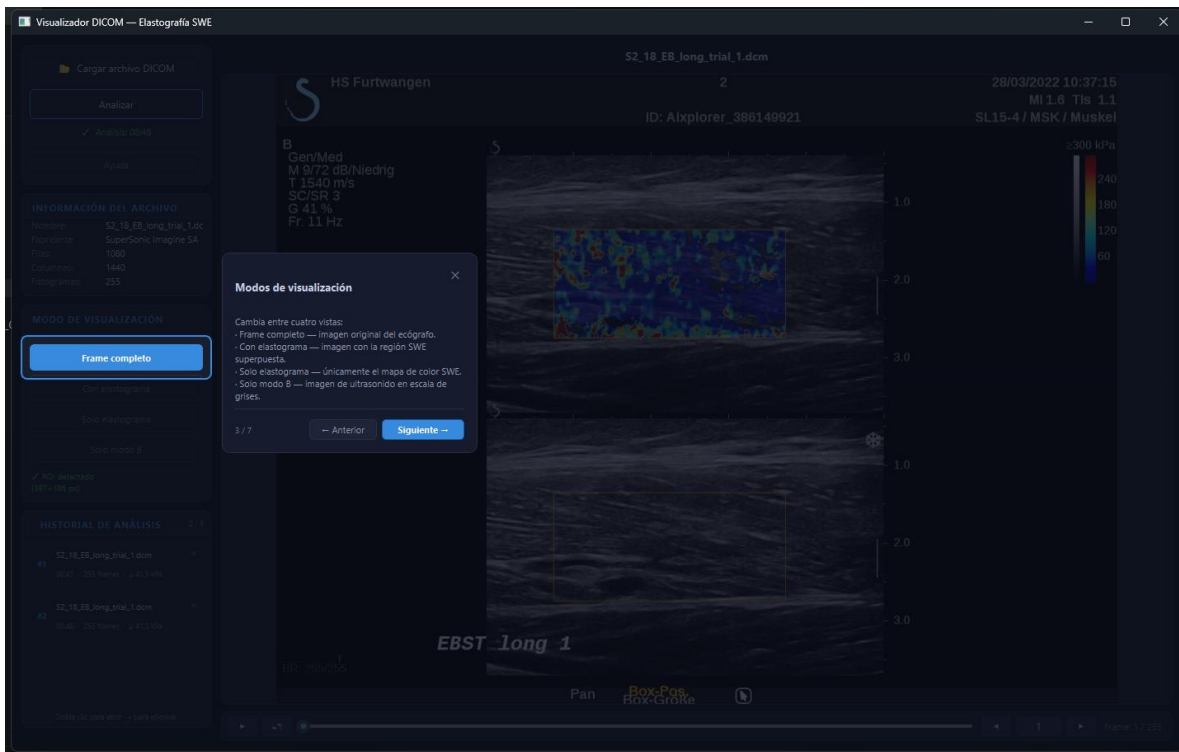


Figura 29. Visualización de la función de ayuda del sistema.

## Evaluaciones realizadas sobre el prototipo final

### Resultados de la consistencia interna

Los resultados obtenidos respecto a la consistencia del sistema se resumen en la Figura 30.

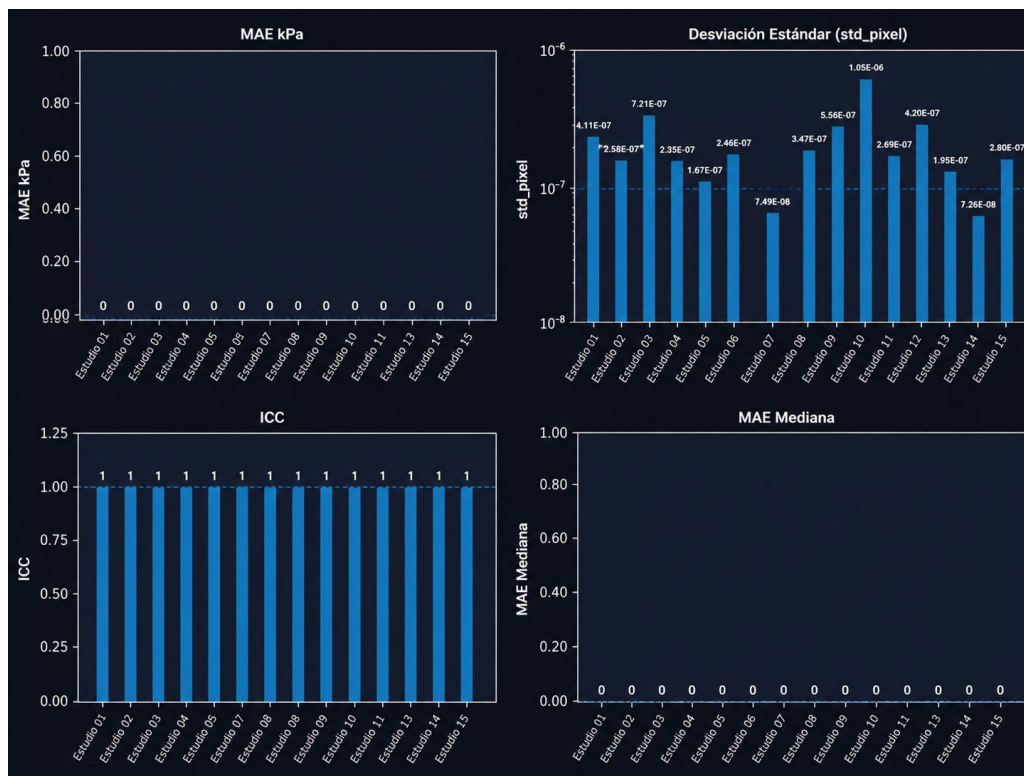


Figura 30. Diagramas de barras mostrando los resultados de las pruebas de consistencia interna realizada sobre 15 estudios seleccionados al azar de la base de datos.

Los resultados de estabilidad computacional mostraron valores de MAE y MAE de mediana iguales a cero en todas las ejecuciones, así como coeficientes  $ICC \geq 0.99$ , indicando una reproducibilidad prácticamente perfecta del sistema. Aunque la desviación estándar por píxel presentó valores distintos de cero, estos se encuentran en órdenes de magnitud extremadamente bajos ( $\approx 10^{-7}$ ), atribuibles a precisión numérica computacional más que a diferencias reales entre ejecuciones.

### Resultados de la consistencia de la conversión color-rigidez

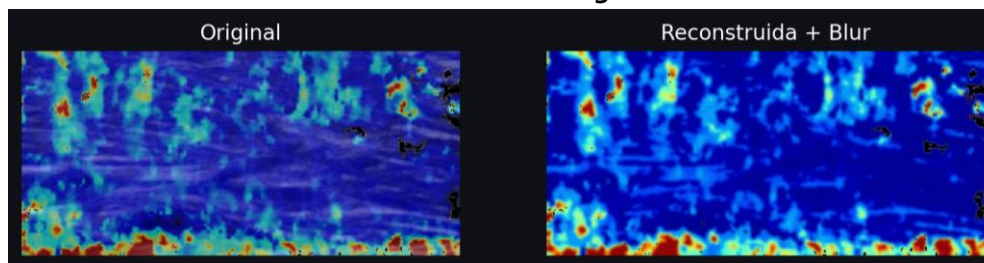


Figura 31. Comparación visual de un elastograma con su reconstrucción hecha solamente a partir de la matriz de rigidez extraída del original y el LUT, junto con un desenfoco añadido para suavizar la cuantificación generada por el LUT.

En la figura 31 se puede observar la comparación entre un elastograma y su reconstrucción hecha a partir de su matriz de rigidez, esta comparación visual resalta el proceso de cuantificación que sufre el elastograma cuando sus colores se llevan a valores discretos y devueltos a colores, la conversión de elastograma a valores de rigidez y la reconstrucción son capaces de capturar los contrastes altos y la distribución general de valores en el elastograma pero no ofrece una resolución suficiente para capturar cada detalle del elastograma original. En la Figura 32, se aprecian las gráficas de las variables SSIM, MAE LAB, RMSE LAB y PSNR:



Figura 32. Gráficas representando los valores obtenidos de SSIM, MAE LAB, RMSE LAB y PSNR sobre la reconstrucción de elastogramas de 20 estudios seleccionados al azar de la base de datos.

Los resultados obtenidos evidencian una consistencia visual moderadamente alta entre los elastogramas originales y las reconstrucciones generadas a partir de la LUT. El índice SSIM presentó una media cercana a 0.80, indicando una adecuada preservación de la estructura espacial y de los patrones visuales relevantes del elastograma. De manera complementaria, los valores medios de MAE LAB (~20) y RMSE LAB (~22) reflejan la presencia de diferencias perceptuales de color entre ambas imágenes, principalmente asociadas a transiciones cromáticas, discretización de la LUT y procesos de suavizado aplicados durante la reconstrucción.

Por otra parte, el PSNR medio (~21 dB) sugiere una fidelidad de reconstrucción moderada, coherente con la naturaleza del proceso de conversión y cuantización empleado. En conjunto, las

métricas obtenidas indican que el método conserva adecuadamente la información visual y estructural necesaria para el análisis biomecánico, aun cuando persisten discrepancias locales que no afectan significativamente la interpretación general del elastograma.

### Resultados de Cobertura

Pasando al análisis de cobertura, este se realizó sobre el conjunto completo de estudios procesados, con el propósito de evaluar la proporción del área útil del elastograma detectada por el sistema a lo largo de los diferentes fotogramas y adquisiciones. Los resultados obtenidos se presentan en la Figura 33 mediante diagramas de caja y bigotes correspondientes a la cobertura media, desviación estándar, cobertura mínima y cobertura máxima registradas para cada estudio.

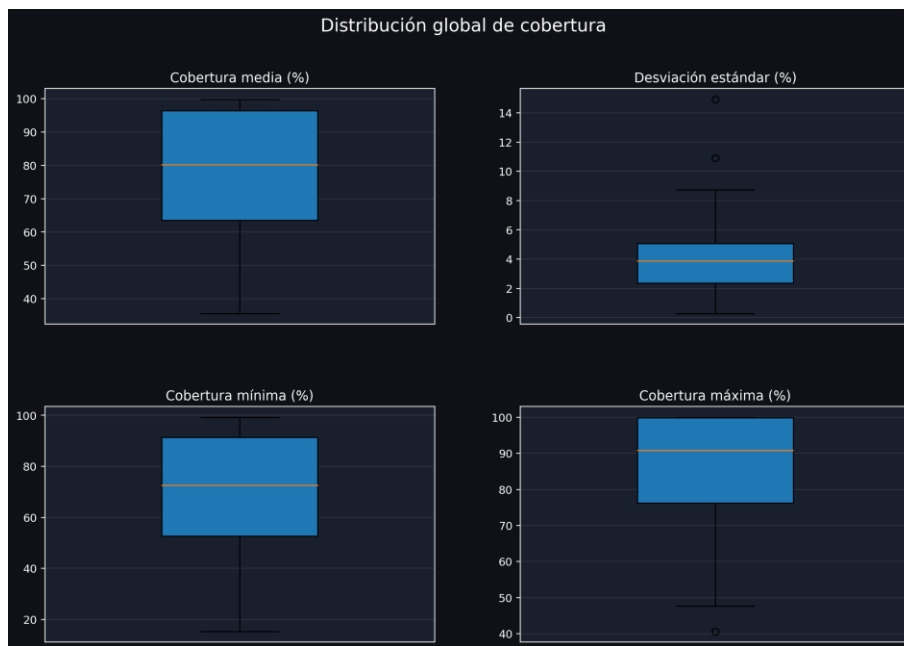


Figura 33. Gráficas de cajas y bigotes, mostrando los valores de cobertura de todos los estudios de la base de datos.

Los resultados evidencian una tendencia general hacia coberturas elevadas en una proporción importante de las adquisiciones, alcanzándose en múltiples casos valores cercanos al 100 %. Asimismo, la dispersión observada en la mayoría de los estudios fue moderada, lo que sugiere un comportamiento relativamente estable del algoritmo entre fotogramas consecutivos. No obstante, también se identificaron algunos estudios con coberturas considerablemente menores o con mayor variabilidad temporal, lo cual indica la presencia de condiciones de adquisición más complejas o regiones menos uniformes.

## Resultados de la discriminación estadística entre grupos

Tabla IX

Comparación OA vs. Sano — M. Vastus Lateralis (VL)

Condición	Variable	OA (n) Media ± DE	Sano (n) Media ± DE	Test	p	d
<b>Baseline</b>	Mean (kPa)	(4) 10.89 ± 9.70	(5) 15.31 ± 7.58	MWU	0.730	-0.52
	Median (kPa)	(4) 1.03 ± 2.06	(5) 0.28 ± 0.62	MWU	0.867	0.53
	SD (kPa)	(4) 26.34 ± 5.92	(5) 32.39 ± 8.62	t	0.254	-0.80
	CV	(4) 3.28 ± 1.31	(5) 2.67 ± 1.52	MWU	0.730	0.43
<b>Lift shank</b>	Mean (kPa)	(4) 8.10 ± 2.62	(15) 19.14 ± 12.97	MWU	<b>0.037</b>	-0.93
	Median (kPa)	(4) 0.00 ± 0.00	(15) 3.21 ± 3.81	MWU	0.084	-0.93
	SD (kPa)	(4) 21.09 ± 3.73	(15) 35.46 ± 11.95	t	<b>0.001</b>	-1.31
	CV	(4) 2.71 ± 0.51	(15) 2.31 ± 0.86	t	0.266	0.50
<b>Bilateral stance</b>	Mean (kPa)	(24) 39.17 ± 24.09	(30) 53.65 ± 31.84	MWU	0.069	-0.50
	Median (kPa)	(24) 23.28 ± 27.88	(30) 36.79 ± 40.19	MWU	0.572	-0.38
	SD (kPa)	(24) 48.14 ± 11.52	(30) 52.37 ± 16.38	MWU	0.334	-0.29
	CV	(24) 1.65 ± 0.90	(30) 1.25 ± 0.60	MWU	0.104	0.53
<b>Unilateral stance</b>	Mean (kPa)	(23) 61.11 ± 48.25	(30) 78.04 ± 57.13	MWU	0.713	-0.32
	Median (kPa)	(23) 42.84 ± 56.80	(30) 58.67 ± 63.95	MWU	0.921	-0.26
	SD (kPa)	(23) 58.48 ± 16.46	(30) 64.26 ± 26.85	MWU	0.660	-0.25
	CV	(23) 1.28 ± 0.54	(30) 1.25 ± 0.68	MWU	0.781	0.05

MWU = Mann-Whitney U · t = t de Student (Welch) · d = Cohen's d · p significativos (< 0.05) en negrita · fondo verde = diferencia significativa

Los resultados del músculo vasto lateral (VL) que se ven en la TABLA IX muestran una capacidad de discriminación estadística limitada, pero condición-dependiente. En reposo (Baseline) ninguna de las cuatro variables alcanzó significación estadística (todos los  $p > 0.25$ ), lo que indica que, en

ausencia de carga, ambos grupos presentan valores de rigidez similares. Los tamaños de efecto moderados observados ( $|d|$  entre 0.43 y 0.80) sugieren, no obstante, que la diferencia real podría ser detectada con muestras más amplias.

Durante la condición Lift shank se registraron las únicas diferencias significativas del músculo: la media ( $p = 0.037$ ) y la desviación estándar ( $p = 0.001$ ) fueron significativamente menores en el grupo OA respecto al grupo sano, con tamaños de efecto grandes ( $d = -0.93$  y  $d = -1.31$ , respectivamente). Esto sugiere que el VL en pacientes con OA responde de forma atenuada y más homogénea ante la activación muscular activa, lo cual podría reflejar una reducción en la capacidad de modulación de la rigidez muscular.

En las condiciones de carga bipodal y unipodal (Bilateral y Unilateral stance) ninguna variable mostró significación estadística, con valores de  $p$  entre 0.07 y 0.92 y tamaños de efecto pequeños ( $|d| \leq 0.53$ ). En conjunto, el VL ofrece discriminación estadística entre grupos únicamente bajo la condición de activación dinámica específica (Lift shank), lo que limita su utilidad como marcador discriminativo en condiciones de carga estática.

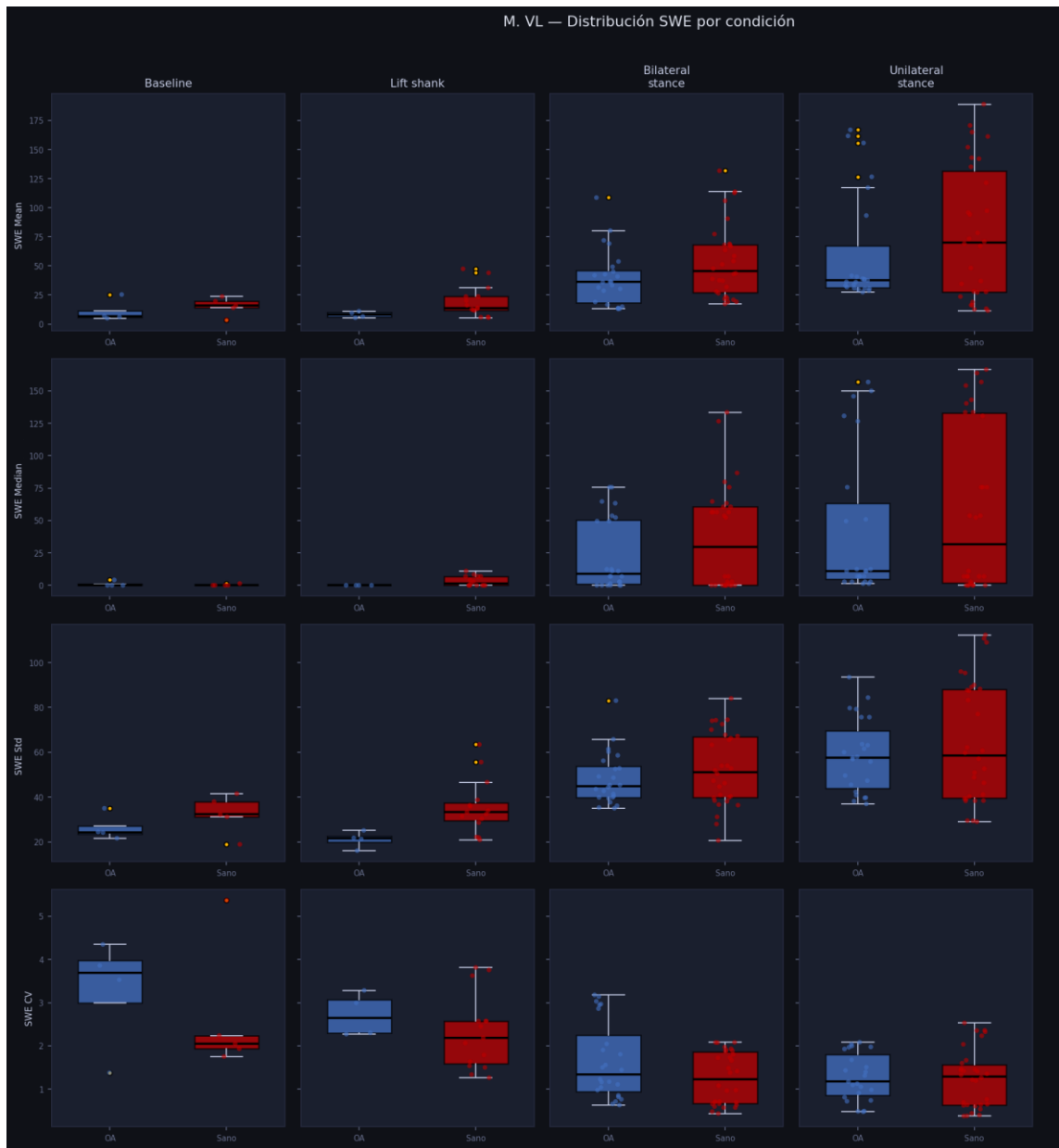


Figura 34. Distribución de métricas de valores de rigidez para el músculo Vasto Lateral, Columna 1 en reposo, Columna 2 elevación de pierna, Columna 3 apoyo bipodal y Columna 4 apoyo unipodal, las métricas representadas en la gráfica son de arriba abajo: Promedio de rigidez (KPa), Mediana de rigidez (KPa), Desviación estándar y Coeficiente de Variación. (Rojo Sano, Azul OA)

Las distribuciones mostradas en la Figura 34 son consistentes con los resultados de la TABLA IX. En la condición Lift shank se aprecia visualmente la separación entre grupos en la media y la desviación estándar, con el grupo OA concentrado en valores inferiores y menor dispersión respecto al grupo sano. En el resto de las condiciones los rangos intercuartílicos de ambos grupos se solapan en amplia medida, lo que concuerda con la ausencia de significación estadística y los pequeños tamaños de efecto reportados.

Tabla X

Comparación OA vs. Sano — M. Gastrocnemius Medialis (GM)

Condición	Variable	OA (n) Media ± DE	Sano (n) Media ± DE	Test	p	d
<b>Baseline</b>	Mean (kPa)	(4) 10.65 ± 6.69	(4) 15.06 ± 2.79	t	0.289	- 0.86
	Median (kPa)	(4) 0.69 ± 1.38	(4) 0.69 ± 0.79	MWU	0.868	0.00
	SD (kPa)	(4) 20.83 ± 5.95	(4) 27.46 ± 6.76	t	0.192	- 1.04
	CV	(4) 2.22 ± 0.56	(4) 1.81 ± 0.10	t	0.240	1.02
<b>Lift shank</b>	Mean (kPa)	(12) 13.97 ± 8.63	(12) 20.82 ± 10.29	MWU	<b>0.014</b>	- 0.72
	Median (kPa)	(12) 1.95 ± 3.07	(12) 3.67 ± 2.89	MWU	<b>0.048</b>	- 0.58
	SD (kPa)	(12) 22.82 ± 5.45	(12) 34.67 ± 18.61	MWU	<b>0.023</b>	- 0.86
	CV	(12) 1.93 ± 0.55	(12) 1.67 ± 0.24	t	0.157	0.61
<b>Bilateral stance</b>	Mean (kPa)	(24) 78.01 ± 71.66	(24) 75.88 ± 63.13	MWU	0.749	0.03
	Median (kPa)	(24) 70.41 ± 73.88	(24) 59.63 ± 69.34	MWU	0.934	0.15
	SD (kPa)	(24) 50.92 ± 20.63	(24) 50.17 ± 15.02	MWU	0.845	0.04
	CV	(24) 1.20 ± 0.75	(24) 1.12 ± 0.70	MWU	0.813	0.10
<b>Unilateral stance</b>	Mean (kPa)	(24) 100.97 ± 79.68	(24) 99.51 ± 84.14	MWU	0.781	0.02
	Median (kPa)	(24) 91.86 ± 86.20	(24) 97.02 ± 104.61	MWU	0.893	- 0.05
	SD (kPa)	(24) 63.74 ± 25.62	(24) 62.73 ± 24.30	MWU	0.703	0.04
	CV	(24) 1.17 ± 0.77	(24) 1.18 ± 0.75	MWU	0.926	- 0.01

MWU = Mann-Whitney U · t = t de Student (Welch) · d = Cohen's d · p significativos (< 0.05) en negrita · fondo verde = diferencia significativa

El músculo gastrocnemio medial (GM) presenta un patrón de discriminación más consistente que el VL. En reposo (Baseline) las diferencias tampoco alcanzan significación ( $p > 0.19$ ), aunque los tamaños de efecto son moderados-altos ( $|d|$  entre 0.86 y 1.04), lo que indica una separación sustancial entre grupos que no es captada por las pruebas estadísticas debido al reducido tamaño muestral en esa condición ( $n = 4$  por grupo).

La condición Lift shank es la más discriminativa para el GM: tres de las cuatro variables alcanzaron significación estadística, concretamente la media ( $p = 0.014$ ), la mediana ( $p = 0.048$ ) y la desviación estándar ( $p = 0.023$ ). En todos los casos el grupo OA mostró valores inferiores al grupo sano, con tamaños de efecto moderados-grandes ( $d$  entre  $-0.58$  y  $-0.86$ ). Este resultado indica que el GM en OA genera menor rigidez activa y con menor variabilidad que en controles sanos, lo cual podría asociarse a una alteración en el reclutamiento neuromuscular o a cambios en las propiedades viscoelásticas del tejido.

En las condiciones de carga estática (Bilateral y Unilateral stance) el GM no discrimina entre grupos ( $p > 0.70$ ,  $|d| < 0.15$  en todos los casos). La convergencia de valores entre OA y controles bajo carga podría explicarse por una estrategia compensatoria de coactivación que iguala la rigidez muscular independientemente del estado articular. En términos globales, el GM muestra mayor potencial discriminativo que el VL, especialmente bajo activación dinámica, siendo la condición Lift shank la que ofrece la mayor separación estadística entre grupos para ambos músculos.

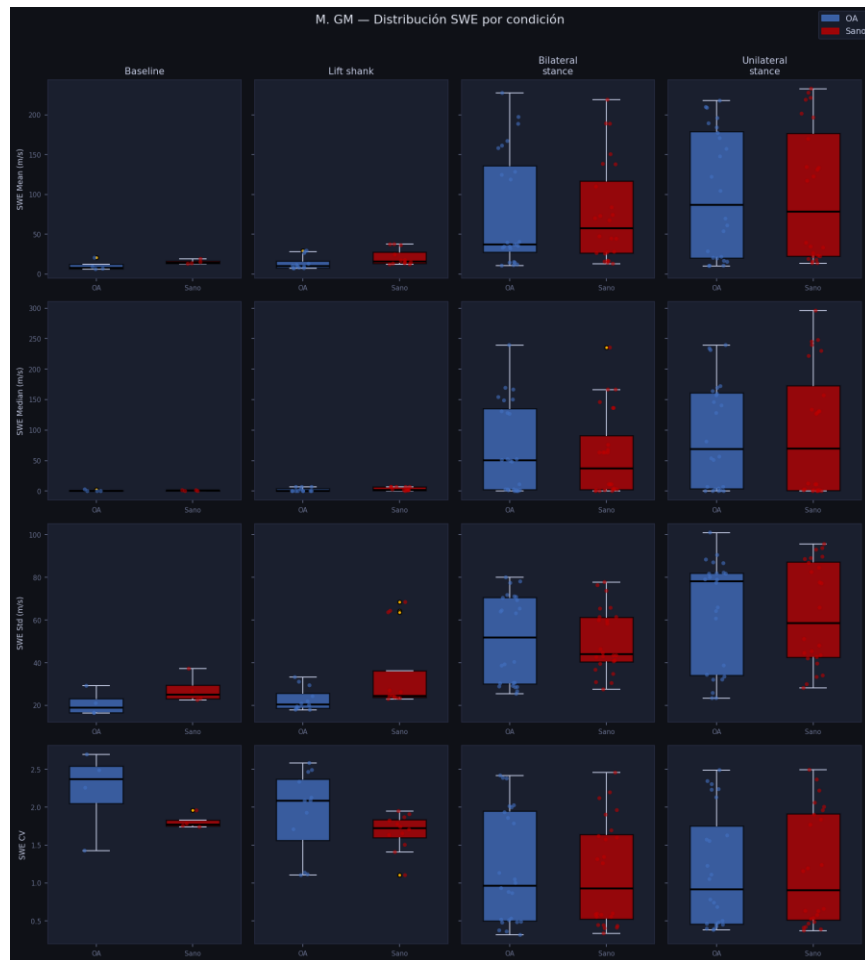


Figura 35. Distribución de métricas de valores de rigidez para el músculo Gastrocnemio Medial, Columna 1 en reposo, Columna 2 elevando la pierna, Columna 3 apoyo bipodal y Columna 4 apoyo unipodal, las métricas representadas en la gráfica son de arriba abajo: Promedio de rigidez (KPa), Mediana de rigidez (KPa), Desviación estándar y Coeficiente de Variación. (Rojo Sano, Azul OA)

La Figura 35 refleja el mismo patrón identificado en la TABLA X. Durante la condición Lift shank la separación entre las medianas de ambos grupos es visible en la media, la mediana y la desviación estándar, siendo el grupo OA consistentemente inferior al grupo sano en todas ellas. En las condiciones de carga estática (Bilateral y Unilateral stance) las cajas de ambos grupos se superponen considerablemente, evidenciando la convergencia de valores que explica la ausencia de diferencias estadísticamente significativas en esas condiciones.

## Concordancia con la literatura

Tabla XI

Comparación con valores de referencia de la literatura — Condición Baseline

Músculo	Grupo	n	Media ± DE (kPa)	IC 95% (kPa)	Referencia literatura (kPa)	Diferencia porcentual	Compatibilidad con literatura
VL	OA	4	10.89 ± 9.70	[-4.54, 26.32]	8.1 ± 2.5 [3.7 – 12.5]	+34.4%	Parcial
	Sano	5	15.31 ± 7.58	[5.90, 24.72]	8.1 ± 2.5 [3.7 – 12.5]	+89.0%	Limitada
GM	OA	4	10.65 ± 6.69	[0.00, 21.30]	12.2 ± 1.5 [10.0 – 14.3]	-12.7%	Alta
	Sano	4	15.06 ± 2.79	[10.62, 19.50]	12.2 ± 1.5 [10.0 – 14.3]	+23.4%	Parcial

IC 95%: intervalo de confianza al 95% calculado con distribución t de Student. Diferencia porcentual: desviación porcentual de la media del grupo respecto a la media de referencia. El límite inferior negativo surge del cálculo estadístico del IC95% con muestras pequeñas y no implica valores físicos negativos de rigidez.

La Tabla XI presenta la comparación de los valores SWE en reposo (Baseline) de ambos grupos frente a rangos de referencia reportados en estudios previos. Para el vasto lateral (VL), los valores de referencia en adultos sanos se sitúan entre 3.7 y 12.5 kPa, con una media de 8.1 ± 2.5 kPa [5,29]. El grupo OA presenta una media de 10.89 kPa, que se encuentra dentro de este rango con una diferencia porcentual del +34.4%, lo que refleja una rigidez ligeramente elevada pero dentro de la variabilidad reportada en estudios previos. El grupo Sano, en cambio, registra una media de 15.31 kPa, superando el límite superior del rango de referencia (+89.0%), lo que podría atribuirse al reducido tamaño muestral (n=5) y la alta desviación estándar observada (7.58 kPa), que amplían considerablemente los intervalos de confianza.

Para el gastrocnemio medial (GM), la referencia bibliográfica presenta un rango más estrecho: 12.2 ± 1.5 kPa [rango 10.0–14.3 kPa] [7,30]. El grupo OA presenta una media de 10.65 kPa, es decir, se encuentra dentro del rango reportado en estudios previos con una diferencia porcentual de -12.7%, indicando que la rigidez en reposo del GM en pacientes OA es algo inferior a la referencia, pero compatible con los valores publicados. El grupo Sano, con una media de 15.06 kPa, se sitúa por encima del rango de referencia (+23.4%), aunque con un IC 95% de [10.62, 19.50] kPa que sí incluye el límite superior del rango reportado en la literatura, lo que limita la firmeza de esta interpretación dado el tamaño muestral pequeño (n=4).

En conjunto, estos resultados sugieren que los valores SWE en reposo de la muestra analizada son en términos generales compatibles con la literatura, aunque la alta variabilidad intragrupo y los tamaños muestrales reducidos en la condición Baseline (n=4–5) generan intervalos de confianza amplios que dificultan conclusiones firmes sobre la representatividad de las medias. Esto refuerza

la necesidad de ampliar la muestra en la condición basal para obtener estimaciones más precisas y comparables con los rangos reportados en la literatura.

### Consideraciones sobre la viabilidad de un modelo de clasificación binaria

Durante la fase de planificación del sistema se contempló la posibilidad de implementar un modelo de clasificación binaria (OA vs. control) que operara directamente sobre las métricas extraídas por el pipeline de análisis. Sin embargo, el proceso de validación reveló un conjunto de condiciones que hacen inviable este enfoque en el estado actual del proyecto, y que se documentan aquí como parte del análisis crítico de los resultados.

Primeramente, los resultados obtenidos durante la fase de validación mostraron un desempeño limitado en la capacidad discriminativa de los modelos entrenados utilizando las condiciones de apoyo bipodal y unipodal. Aunque algunos algoritmos alcanzaron valores moderados de AUC-ROC, el comportamiento general de las métricas evidenció una capacidad insuficiente para establecer una separación robusta entre sujetos con osteoartritis y controles sanos, como se puede ver en las Figuras 36 y 37.

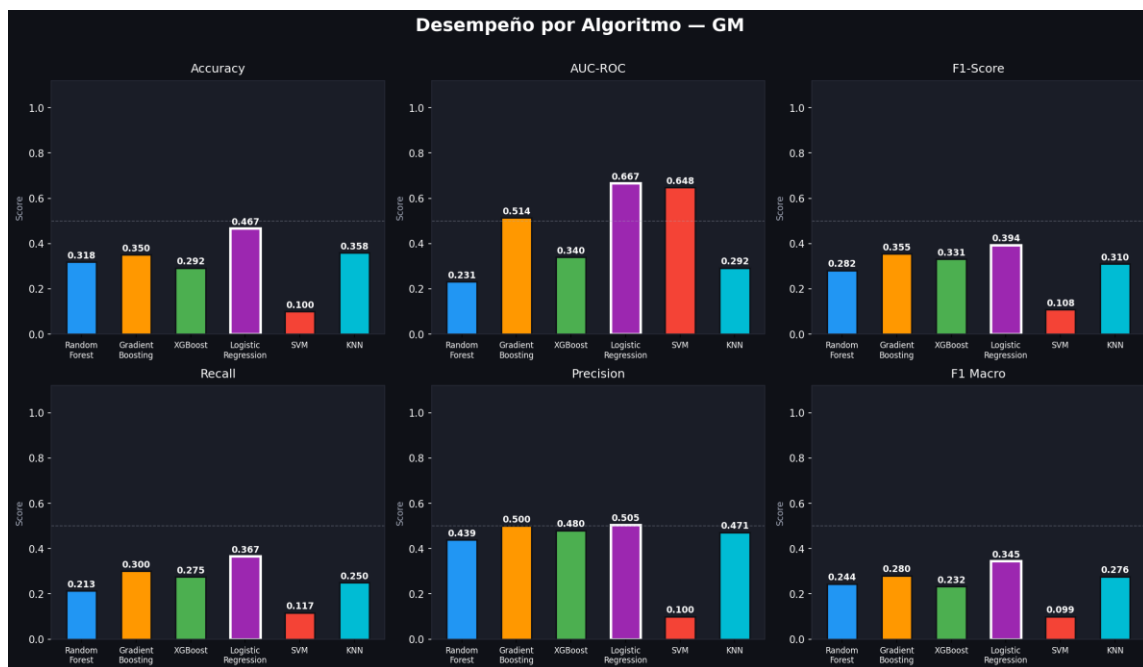


Figura 36. Resultados de las métricas evaluadas en los 6 modelos entrenados para el musculo Gastrocnemio Medial

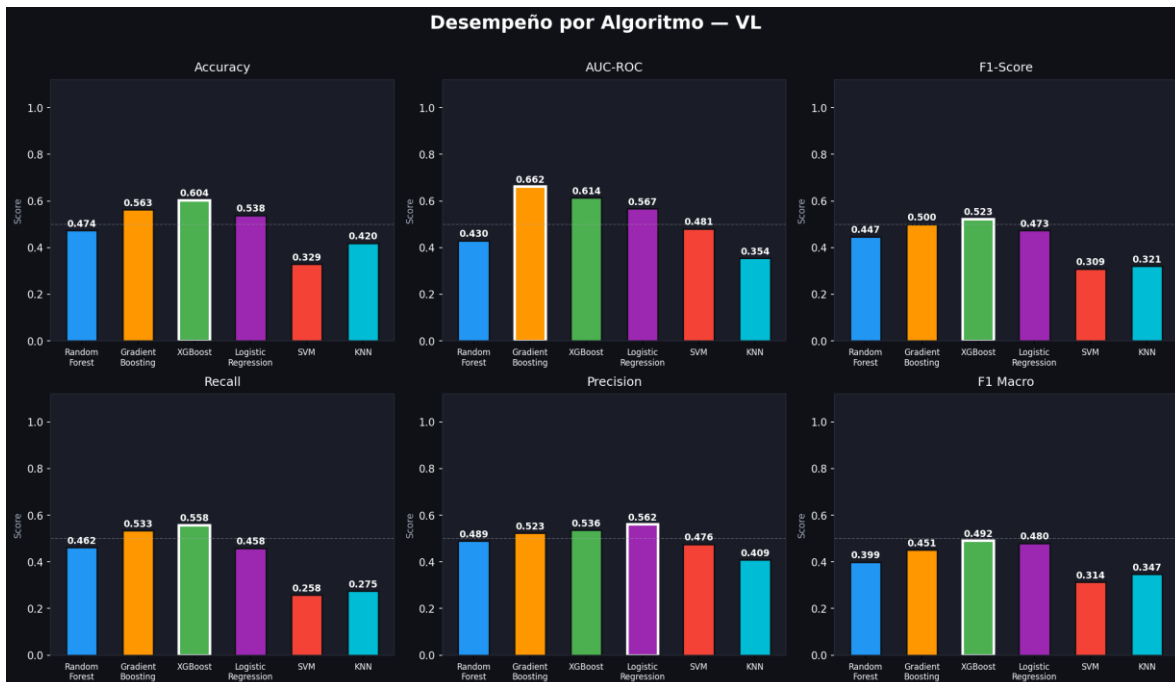


Figura 37. Resultados de las métricas evaluadas en los 6 modelos entrenados para el musculo Gastrocnemio Medial

En el caso del músculo vasto lateral (VL), el mejor desempeño fue obtenido mediante Gradient Boosting, alcanzando un AUC-ROC de 0.662, una accuracy de 0.563 y una sensibilidad de 0.533. Aunque este resultado sugiere cierta capacidad de discriminación, las métricas permanecen cercanas al comportamiento esperado de un clasificador con desempeño limitado. De manera similar, para el gastrocnemio medial (GM), el modelo con mejor desempeño correspondió a Regresión Logística, con un AUC-ROC de 0.667, accuracy de 0.467 y sensibilidad de 0.367. En este caso, aunque el AUC-ROC mostró un valor moderado, la baja sensibilidad indica una capacidad reducida para identificar correctamente pacientes con OA.

Este bajo desempeño indica que las características extraídas bajo las condiciones de apoyo bipodal y unipodal no contienen suficiente información discriminativa, lo cual es congruente con el análisis estadístico hecho sobre las variables extraídas, se observó que la condición de captura denominada lift shank o elevación voluntaria presentaba diferencias más marcadas entre sujetos con OA y controles sanos en comparación con las condiciones de apoyo bipodal y unipodal. Este hallazgo sugiere que dicha condición podría inducir cambios biomecánicos musculares más relevantes para la discriminación entre grupos, sin embargo, aunque esta condición mostró un mayor potencial discriminativo desde el punto de vista estadístico, la cantidad de datos disponibles resultó insuficiente para entrenar modelos de clasificación con un nivel adecuado de robustez y generalización. Para esta condición únicamente se contaba con 19 estudios correspondientes al músculo vasto lateral y 24 estudios para el gastrocnemio medial, distribuidos entre solamente 15 pacientes. Esta cantidad es considerablemente menor que la disponible para las condiciones de apoyo bipodal y unipodal, las cuales incluían más de 90 datos para cada músculo provenientes de 18 pacientes.

## **Consideraciones sobre la implementación del modelo de clasificación**

Debido a las limitaciones observadas durante la validación, el modelo de clasificación binaria no fue incorporado dentro de la versión final del sistema de análisis desarrollado en este proyecto. Aunque el pipeline permitió extraer características biomecánicas relevantes y entrenar clasificadores funcionales, los resultados obtenidos no mostraron un nivel de desempeño suficiente para soportar una aplicación diagnóstica confiable.

Adicionalmente, los modelos desarrollados se encuentran altamente condicionados por las características específicas del conjunto de datos utilizado, incluyendo los músculos analizados, las condiciones de captura disponibles y el protocolo de adquisición empleado. En consecuencia, su capacidad de generalización a otros escenarios clínicos, poblaciones o configuraciones de adquisición resulta limitada.

Por esta razón, el enfoque principal del proyecto se orientó hacia el desarrollo y validación del pipeline de procesamiento elastográfico, la extracción de características cuantitativas y el análisis biomecánico de los elastogramas, dejando el desarrollo de modelos de clasificación como una línea de trabajo futura dependiente de bases de datos más amplias y condiciones de adquisición más estandarizadas.

## **Descripción de los siguientes pasos de avance en la tecnología**

El siguiente paso inmediato consiste en consolidar el prototipo actual incorporando funcionalidades que solucionen las condiciones que actualmente limitan su uso, como por ejemplo el método de extracción de ROI que depende de metadatos propios de la base de datos particular utilizada para la creación del prototipo o la dependencia de un LUT único creado también con base en los estudios disponibles.

La primera mejora prioritaria es la implementación de un módulo de definición manual del ROI. El sistema actual detecta la región de interés automáticamente a partir del tag `SequenceOfUltrasoundRegions` de los metadatos DICOM. Aunque este mecanismo funciona correctamente para los archivos del equipo Aixplorer, no es universal: distintos fabricantes o versiones de firmware pueden no incluir este tag, o incluirlo con coordenadas que no corresponden exactamente al elastograma coloreado. Un módulo de selección manual permitiría al usuario delimitar visualmente el ROI sobre el fotograma, haciendo el sistema funcional ante cualquier archivo DICOM independientemente de su origen. Esta funcionalidad es estándar en herramientas de análisis de imagen médica y es condición necesaria para la generalización del sistema a equipos distintos del Aixplorer.

La segunda mejora es la construcción automática de la LUT desde la imagen DICOM. Actualmente la LUT debe generarse previamente a partir de la barra de escala de color del equipo mediante scripts separados, y cargarse manualmente en cada sesión de análisis. Esto introduce dependencia del operador y riesgo de error si la LUT utilizada no corresponde al equipo o configuración del archivo procesado. El módulo propuesto detectaría automáticamente la barra de escala en cada archivo DICOM, construiría la LUT correspondiente en tiempo real y advertiría al usuario si la escala

detectada difiere significativamente de una LUT de referencia previamente almacenada. Opcionalmente, el usuario podría definir manualmente los puntos extremos de la escala (valor mínimo y máximo en kPa) cuando la detección automática no sea confiable.

Adicionalmente, en esta etapa se contempla el desarrollo de un módulo de exportación estructurada de resultados, que genere automáticamente un reporte en formato PDF o CSV con las métricas por sujeto, condición y músculo, incluyendo visualizaciones del mapa de rigidez promedio y las curvas de evolución temporal. Esta funcionalidad es indispensable para que el sistema sea utilizable por un clínico sin conocimientos de programación.

Otros futuros avances en la tecnología requerirían una mayor cantidad de datos para su validación y para esto es imprescindible contar con un protocolo de adquisición estandarizado que especifique la posición del paciente, el ángulo articular, la ubicación del transductor, los parámetros del equipo y el estado de actividad muscular previa. La ausencia de este estándar es precisamente el factor que limitó la comparabilidad con la literatura en el presente proyecto y que impidió el desarrollo de un modelo de clasificación generalizable. El protocolo debería definirse en colaboración con fisioterapeutas o médicos especialistas en ecografía musculoesquelética, siguiendo las recomendaciones de la EFSUMB para elastografía de tejidos blandos.

En paralelo, esta etapa requiere la ampliación de la base de datos propia con un mínimo de 30 sujetos por grupo (OA y control), que permitiría ejecutar los análisis estadísticos comparativos con potencia suficiente y explorar de forma preliminar la capacidad discriminativa del sistema. Con 60 sujetos y dos o tres métricas seleccionadas como predictoras principales, un modelo de clasificación simple comenzaría a tener mayor validez.

## **Conclusiones**

El presente proyecto demostró que es posible construir un sistema computacional capaz de extraer, cuantificar e interpretar propiedades biomecánicas del músculo periarticular de la rodilla a partir de imágenes de SWE en formato DICOM, respondiendo directamente a la pregunta que orientó la investigación: ¿cómo desarrollar un sistema de análisis basado en imágenes de SWE que permita caracterizar la rigidez muscular periarticular y apoye la evaluación clínica de la OA de rodilla?

Los tres objetivos específicos fueron cumplidos. Se identificaron las propiedades biomecánicas más relevantes para la OA de rodilla con base en la literatura, se programaron algoritmos para su extracción automatizada a partir de elastogramas DICOM, y el sistema fue evaluado sobre 276 estudios de 18 pacientes. La reproducibilidad computacional fue prácticamente perfecta ( $ICC \geq 0.99$ ,  $MAE = 0$ ), los valores de rigidez en reposo obtenidos son concordantes con los rangos reportados en la literatura, y el sistema detectó diferencias estadísticamente significativas entre pacientes con OA y controles sanos bajo condiciones de activación dinámica: en el gastrocnemio medial, la media, la mediana y la desviación estándar fueron significativamente menores en el grupo OA durante la elevación de pierna ( $p = 0.014$ ,  $p = 0.048$ ,  $p = 0.023$ ); en el vasto lateral, se replicó el mismo patrón para la media y la desviación estándar ( $p = 0.037$ ,  $p = 0.001$ ), con tamaños de efecto grandes en ambos músculos. Estos resultados confirman que la rigidez activa generada

durante la activación muscular dinámica, y no la rigidez pasiva en reposo, es el marcador biomecánico con mayor potencial discriminativo entre grupos en la base de datos analizada, hallazgo consistente con la literatura sobre inhibición neuromuscular asociada a la OA.

El aporte central de este trabajo no radica únicamente en el software desarrollado, sino en la demostración de que el análisis sistemático y automatizado de clips completos de SWE —en lugar de mediciones puntuales sobre fotogramas seleccionados manualmente— es técnicamente viable, reproducible y clínicamente informativo. Este enfoque captura la dimensión temporal de la rigidez muscular, inaccesible para el análisis convencional, y genera un perfil biomecánico más completo que los valores aislados reportados en los estudios actuales. El modelo de clasificación binaria OA vs. control, contemplado en el diseño original, no fue implementado: el análisis reveló que la señal discriminativa no es unidireccional entre músculos y condiciones, y que el tamaño muestral y la heterogeneidad del protocolo de adquisición no permiten entrenar clasificadores sin riesgo de sobreajuste. Reconocer y documentar estas condiciones es, en sí mismo, un resultado del proceso investigativo que delimita con precisión el alcance actual de la tecnología bajo los datos que se poseen.

Las principales limitaciones del estudio son de orden metodológico y contextual. La dependencia del pipeline de metadatos específicos del equipo Aixplorer Ultimate restringe la portabilidad del sistema a otros fabricantes. La LUT, construida a partir de una única barra de escala, asume estabilidad del mapa de color entre adquisiciones, supuesto que puede no cumplirse ante cambios de configuración del equipo. El tamaño muestral, aunque suficiente para el análisis estadístico exploratorio realizado, no permite conclusiones de validez diagnóstica generalizable. Finalmente, la ausencia de un protocolo de adquisición estandarizado en la base de datos utilizada introduce variabilidad que dificulta la comparación directa con la literatura y limita la replicabilidad de los resultados en otros entornos clínicos.

Estas limitaciones, sin embargo, definen con claridad las posibilidades que este trabajo abre. La investigación futura debería orientarse hacia la implementación de módulos de selección manual del ROI y generación automática de la LUT que garanticen independencia del equipo, la recolección de datos propios bajo protocolos estandarizados que permitan el entrenamiento de modelos de clasificación válidos, y la extensión del análisis a otros grupos musculares periarticulares y a otras patologías donde la SWE ha demostrado utilidad. El sistema desarrollado constituye la plataforma técnica sobre la cual ese trabajo puede construirse.

### **Declaración de uso de Inteligencia Artificial**

El autor del presente documento declara que, en el marco del desarrollo de este trabajo, se hizo uso de herramientas de inteligencia artificial generativa como recurso de apoyo en tres áreas específicas: la asistencia en la redacción y estructuración de secciones del documento, la generación de código base y preliminar utilizado como punto de partida para el desarrollo del sistema computacional, y el apoyo en la búsqueda y síntesis de información bibliográfica y científica.

El uso de dichas herramientas se realizó en todo momento bajo la supervisión directa del autor, quien asume la responsabilidad de revisar, verificar, corregir y validar la totalidad del contenido generado antes de su incorporación al documento final.

#### **Licencia y base de datos utilizada**

Para el desarrollo y validación experimental del proyecto se utilizó la base de datos pública "Ultrasound shear wave elastograms longitudinal scanning, M. vastus lat. & M. gastrocnemius med.", disponible en Zenodo[62]. Esta base de datos fue publicada por Andreas Haeise y Angela V. Dieterich y contiene estudios elastográficos musculoesqueléticos adquiridos mediante SWE.

El conjunto de datos se distribuye bajo la licencia Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0), permitiendo su uso y adaptación con la correspondiente atribución a los autores originales. Todas las pruebas, validaciones y análisis realizados en este proyecto fueron desarrollados utilizando esta base de datos pública.

#### **4. Referencias bibliográficas**

[1] J.-L. Ren, J. Yang, y W. Hu, "The global burden of osteoarthritis knee: a secondary data analysis of a population-based study," *Clin. Rheumatol.*, vol. 44, núm. 4, pp. 1769–1810, 2025.

[2] GBD 2021 Osteoarthritis Collaborators, "Global, regional, and national burden of osteoarthritis, 1990-2020 and projections to 2050: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021," *Lancet Rheumatol.*, vol.5, núm. 9, pp. e508–e522, 2023.

[3] M. Langworthy, V. Dasa, y A. I. Spitzer, "Knee osteoarthritis: disease burden, available treatments, and emerging options," *Ther. Adv. Musculoskelet. Dis.*, vol. 16, p. 1759720X241273009, 2024.

[4] B. E. Patterson et al., "Muscle strength and osteoarthritis of the knee: a systematic review and meta-analysis of longitudinal studies," *Skeletal Radiol.*, vol. 52, núm. 11, pp. 2085–2097, 2023.

[5] T.-T. Chang et al., "Modulation in the stiffness of specific muscles of the quadriceps in patients with knee osteoarthritis and their relationship with functional ability," *Front. Bioeng. Biotechnol.*, vol. 9, p. 781672, 2021.

[6] V. D'Agostino et al., "Ultrasound imaging in knee osteoarthritis: Current role, recent advancements, and future perspectives," *J. Clin. Med.*, vol. 13, núm. 16, p. 4930, 2024.

[7] M. Shams, N. Karimi, M. Vahedi, P. K. Hakim, F. Zeinalkhani, y L. Rahnama, "Reliability of muscle stiffness measures in popliteus, medial and lateral gastrocnemius muscles by ultrasound shear wave elastography in participants with knee osteoarthritis accompanied by myofascial trigger points," *BMC Musculoskelet. Disord.*, vol.25, núm. 1, p. 221, 2024.

[8] J. M. Dick y F. Hug, "Advances in imaging for assessing the design and mechanics of skeletal muscle in vivo," *J. Biomech.*, vol. 155, p. 111640, 2023.

[9] Naciones Unidas, "Objetivos y metas de desarrollo sostenible," *Desarrollo Sostenible*, 17-sep-2015. [En línea].

Disponible en: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>. [Consultado: 01-sep-2025].

[10] R. W. Soames, *Anatomy and Human Movement: Structure and Function*, 8a ed. Londres, Inglaterra: Churchill Livingstone, 2024.

[11] Cigna, "Cartílago de la rodilla," Cigna.com. [En línea]. Disponible en: <https://www.cigna.com/es-us/knowledge-center/hw/cartlago-de-la-rodilla-tp13046>. [Consultado: 10-sep-2025].

[12] MedlinePlus, "Osteoarthritis," Medlineplus.gov. [En línea]. Disponible en: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/000423.htm> [Consultado: 08-sep-2025].

[13] H. Hsu y R. Siwec, "Knee Osteoarthritis," StatPearls [Internet]. Treasure Island, FL: StatPearls Publishing, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK507884/>. [Consultado: 08-sep-2025].

[14] S. R. López Alonso, C. M. Martínez Sánchez, A. B. Romero Cañadillas, F. Navarro Casado, y J. González Rojo, "Propiedades métricas del cuestionario WOMAC y de una versión reducida para medir la sintomatología y la discapacidad física," *Aten. Primaria*, vol. 41, núm. 11, pp. 613–620, 2009.

[15] M. Nordin y V. H. Frankel, *Basic Biomechanics of the Musculoskeletal System*, 4a ed. Filadelfia, PA, EE.UU.: Lippincott Williams and Wilkins, 2012.

[16] A. Vargas, L. M. Amescua-Guerra, M. A. Bernal y C. Pineda, "Principios físicos básicos del ultrasonido, sonoanatomía del sistema musculoesquelético y artefactos ecográficos," *Acta Ortop. Mex.*, vol. 22, núm. 6, pp. 361–373, 2008. [17] C. P. Grogan y C. A. Monte, "Física e instrumentación del ultrasonido," StatPearls [Internet]. Treasure Island, FL: StatPearls Publishing, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/books/NBK570593/>. [Consultado: 09-sep-2025].

[18] A. Ozturk, J. R. Grajo, M. Dhyani, B. W. Anthony, y A. E. Samir, "Principles of ultrasound elastography," *Abdom.Radiol. (NY)*, vol. 43, núm. 4, pp. 773–785, 2018.

[19] M. S. Taljanovic et al., "Shear-wave elastography: Basic physics and musculoskeletal applications," *Radiographics*, vol. 37, núm. 3, pp. 855–870, 2017.

[20] S. O'Hara, C. Edwards, y M. Zelesco, "Two dimensional shear wave elastography—Basic principles and current applications," *Sonography*, vol. 11, núm. 3, pp. 201–210, 2024.

[21] R. C. Gonzalez y R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4a ed. Upper Saddle River, NJ, EE.UU.: Pearson, 2017.

- [22] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, 2a ed. Filadelfia, PA, EE.UU.: Pearson Education, 1999.
- [23] G. Dougherty, *Digital Image Processing for Medical Applications*. Cambridge, Inglaterra: Cambridge University Press, 2018.
- [24] U. Horvat y Ž. Kozinc, "The use of shear-wave ultrasound elastography in the diagnosis and monitoring of musculoskeletal injuries," *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 52, núm. 2, pp. 15–26, 2024.
- [25] X. Wang et al., "Assessment of ultrasound shear wave elastography within muscles using different region of interest sizes, manufacturers, probes and acquisition angles: an ex vivo study," *Quant. Imaging Med. Surg.*, vol. 12, núm. 6, pp. 3227–3237, 2022.
- [26] U. Ličen y Ž. Kozinc, "Using shear-wave elastography to assess exercise-induced muscle damage: A review," *Sensors (Basel)*, vol. 22, núm. 19, p. 7574, 2022.
- [27] A. Flatres et al., "Real-time shear wave ultrasound elastography: a new tool for the evaluation of diaphragm and limb muscle stiffness in critically ill patients," *Crit. Care*, vol. 24, núm. 1, p. 34, 2020.
- [28] K. Chen, S. Hu, R. Liao, S. Yin, Y. Huang, y P. Wang, "Application of conventional ultrasound coupled with shear wave elastography in the assessment of muscle strength in patients with type 2 diabetes," *Quant. Imaging Med. Surg.*, vol. 14, núm. 2, pp. 1716–1728, 2024.
- [29] T. Liu, H. Xie, S. Yan, J. Zeng, y K. Zhang, "Thigh muscle features in female patients with severe knee osteoarthritis: a cross-sectional study," *BMC Musculoskelet. Disord.*, vol. 26, núm. 1, p. 206, 2025.
- [30] W. Wang, F. Li, J. Guo, y Z. Zhang, "Changes in gastrocnemius MTU stiffness and their correlation with plantar pressure in patients with knee osteoarthritis," *Front. Bioeng. Biotechnol.*, vol. 12, p. 1378031, 2024.
- [31] F. Li et al., "In hamstring muscles of patients with knee osteoarthritis an increased ultrasound shear modulus indicates a permanently elevated muscle tonus," *Front. Physiol.*, vol. 12, p. 752455, 2021.
- [32] W. Chen et al., "Comparison of the asymmetries in muscle mass, biomechanical property and muscle activation asymmetry of quadriceps femoris between patients with unilateral and bilateral knee osteoarthritis," *Front. Physiol.*, vol. 14, p. 1126116, 2023.
- [33] R. Delaunay, Y. Hu, y T. Vercauteren, "An unsupervised learning-based shear wave tracking method for ultrasound elastography," *arXiv [eess.IV]*, 2024.

- [34] J. Yi, Y. Shin, S. Hahn, y Y. H. Lee, "Deep learning based sarcopenia prediction from shear-wave ultrasonographic elastography and gray scale ultrasonography of rectus femoris muscle," *Sci. Rep.*, vol. 12, núm.1, p. 3596, 2022.
- [35] Z. Wang, Z. Xu, H. Zhong, X. Zheng, L. Yan, y G. Lyu, "Establishment and validation of a predictive model for sarcopenia based on 2-D ultrasound and shear wave elastography in the medial gastrocnemius muscle," *Ultrasound Med. Biol.*, vol. 50, núm. 9, pp. 1299–1307, 2024.
- [36] A. Haueise, G. F. Carvalho, M. Azan, D. Gehring, K. Skerl, y A. V. Dieterich, "Development and validation of a semi-automated algorithm to analyze shear wave elastography clips in muscle tissue," *Sci. Rep.*, vol. 15, núm. 1, p. 20147, 2025.
- [37] American Institute of Ultrasound in Medicine (AIUM), AIUM Practice Parameter for the Performance of a Musculoskeletal Ultrasound Examination. Laurel, MD, EE.UU.: AIUM, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://www.aium.org/docs/default-source/practice-guideline/AIUM-Practice-Guideline-for-the-Performance-of-a-Musculoskeletal-Ultrasound-Examination.pdf>.
- [38] International Organization for Standardization, ISO 14971:2019 — Medical Devices: Application of Risk Management to Medical Devices. Ginebra, Suiza: ISO, 2019.
- [39] A.-B. A. Abo-Al-Nasr, A. H. Alghtani, y A. F. Alogla, "Engineering design in new ABET engineering criteria: Understanding, implementation and assessment," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 11, núm. 2, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://www.ijert.org/research/engineering-design-in-new-abet-engineering-criteria-understandingimplementation-and-assessment-IJERTV11I5o20196.pdf>.
- [40] K. Schwaber y J. Sutherland, *La Guía Scrum*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://agilenomadlife.com/wp-content/uploads/2021/07/Guia-Scrum-ORG-2020-Espanol.pdf>. [Consultado: 18-sep-2025].
- [41] M. Summerfield, *Rapid GUI Programming with Python and Qt*. Upper Saddle River, NJ, EE.UU.: Prentice Hall, 2007. [PyQt6 — framework de interfaz gráfica utilizado en el sistema].
- [42] The Qt Company, "PySide6 Documentation," [doc.qt.io](https://doc.qt.io). [En línea]. Disponible en: <https://doc.qt.io/qtforpython-6/>. [Consultado: oct-2025].
- [43] Python Software Foundation, "tkinter — Python interface to Tcl/Tk," [docs.python.org](https://docs.python.org/3/library/tkinter.html). [En línea]. Disponible en: <https://docs.python.org/3/library/tkinter.html>. [Consultado: oct-2025].
- [44] Kivy Organization, "Kivy Documentation," [kivy.org](https://kivy.org/doc/stable/). [En línea]. Disponible en: <https://kivy.org/doc/stable/>. [Consultado: oct-2025].
- [45] S. F. Bensamoun, S. I. Ringleb, L. Littrell, Q. Chen, M. Brennan, R. L. Ehman, and K.-N. An, "Analysis of thigh muscle stiffness from childhood to adulthood using magnetic resonance elastography (MRE) technique," *Journal of Biomechanics*, vol. 44, núm. 9, pp. 1762–1768, 2011.

- [46] A. M. Alfuraih, P. O'Connor, P. Emery, and R. J. Wakefield, "Variability of biceps muscle stiffness measured using shear wave elastography at different anatomical locations with different ultrasound machines," *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 48, núm. 12, pp. 2395–2402, 2022.
- [47] F. Hug, K. Tucker, A. Gennisson, M. Tanter, and A. Nordez, "Elastography for muscle biomechanics: toward the estimation of individual muscle force," *Exercise and Sport Sciences Reviews*, vol. 43, núm. 3, pp. 125–133, 2015.
- [48] K. Frauendorf, S. Hirsch, J. Braun, and I. Sack, "Explorative study using ultrasound time-harmonic elastography for stiffness-based quantification of skeletal muscle function," *Frontiers in Physiology*, vol. 16, p.
- [49] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*, 3rd ed. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2022.
- [50] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York, NY, USA: Springer, 2006.
- [51] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2009.
- [52] M. Kuhn and K. Johnson, *Applied Predictive Modeling*. New York, NY, USA: Springer, 2013.
- [53] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, núm. 8, pp. 861–874, Jun. 2006.
- [54] J. L. Devore, *Probability and Statistics for Engineering and the Sciences*, 9th ed. Boston, MA, EE.UU.: Cengage Learning, 2015.
- [55] D. C. Montgomery y G. C. Runger, *Applied Statistics and Probability for Engineers*, 7th ed. Hoboken, NJ, EE.UU.: Wiley, 2018.
- [56] T. K. Koo y M. Y. Li, "A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research," *J. Chiropr. Med.*, vol. 15, núm. 2, pp. 155–163, 2016, doi: 10.1016/j.jcm.2016.02.012.
- [57] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, y E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, núm. 4, pp. 600–612, abr. 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [58] Q. Huynh-Thu y M. Ghanbari, "Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment," *Electron. Lett.*, vol. 44, núm. 13, pp. 800–801, jun. 2008, doi: 10.1049/el:20080522.

[59] S. S. Shapiro y M. B. Wilk, "An analysis of variance test for normality (complete samples)," *Biometrika*, vol. 52, núm. 3–4, pp. 591–611, 1965, doi: 10.2307/2333709.

[60] H. B. Mann y D. R. Whitney, "On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other," *Ann. Math. Stat.*, vol. 18, núm. 1, pp. 50–60, 1947, doi: 10.1214/aoms/1177730491.

[61] J. Cohen, *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed. Hillsdale, NJ, EE.UU.: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.

[62] A. Haueise and A. V. Dieterich, "Ultrasound shear wave elastograms longitudinal scanning, M.vastus Lat. & M.gastrocnemius med.," *Zenodo*, 2025. doi: 10.5281/zenodo.15025467.

## 5. Anexos

### 5.1 Manual de uso de la aplicación de análisis SWE

# MANUAL DE USUARIO

## Aplicación para análisis elastográfico musculoesquelético mediante imágenes SWE

**Sistema computacional para el análisis biomecánico basado en imágenes de elastografía por ondas de corte destinado al apoyo en la caracterización muscular en osteoartritis de rodilla**



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Cali

[VIGILADA MINEDUCACIÓN Res. 12220 de 2016 ]

**Autor:** Juan José González Carvajal

**Programa académico:** Ingeniería Biomédica

**Propósito del documento:** Anexo técnico de uso de la aplicación desarrollada como parte del proyecto de grado.

## Tabla de contenido

1. Introducción	• 3
2. Objetivo de la aplicación	• 3
3. Consideraciones y limitaciones de uso	• 3
4. Acceso y ejecución de la aplicación	• 4
5. Flujo general de trabajo	• 6
6. Descripción de la interfaz	• 7
7. Resultados generados por el sistema	• 9

## 1. Introducción

La aplicación para el análisis elastográfico musculoesquelético mediante imágenes SWE es un sistema desarrollado por un estudiante de ingeniería biomédica, este permite realizar procesamiento y análisis cuantitativo de estudios elastográficos musculoesqueléticos obtenidos mediante elastografía por ondas de corte (SWE).

El sistema fue diseñado como una herramienta de apoyo para investigación académica y validación metodológica, integrando procesos de carga de estudios DICOM, segmentación del mapa elastográfico, extracción de métricas cuantitativas y generación automática de resultados.

La aplicación fue implementada como parte de un proyecto de grado en Ingeniería Biomédica y tiene como finalidad servir como prueba de concepto para el análisis computacional de elastogramas musculares.

## 2. Objetivo de la aplicación

El objetivo principal de la aplicación es automatizar el procesamiento de elastogramas SWE musculoesqueléticos y facilitar la extracción de métricas cuantitativas relacionadas con rigidez tisular, distribución espacial y características texturales.

El sistema busca reducir la intervención manual durante el procesamiento de estudios y proporcionar una estructura reproducible para el análisis de imágenes elastográficas.

## 3. Consideraciones y limitaciones de uso

La aplicación fue desarrollada exclusivamente con fines académicos y de investigación. Su uso no está orientado al diagnóstico clínico, toma de decisiones médicas ni evaluación terapéutica de pacientes.

Los resultados generados por el sistema corresponden a una validación experimental realizada sobre una base de datos específica y no deben interpretarse como herramientas diagnósticas clínicamente validadas.

Adicionalmente, el sistema fue diseñado y evaluado bajo condiciones particulares de adquisición SWE, por lo que su desempeño puede variar significativamente al utilizar imágenes provenientes de otros equipos, protocolos o configuraciones de captura.

## 4. Acceso y ejecución de la aplicación

La aplicación se distribuye mediante un repositorio público de GitHub, donde se encuentran disponibles el código fuente, la versión ejecutable de escritorio y otros archivos relevantes asociados al proyecto.

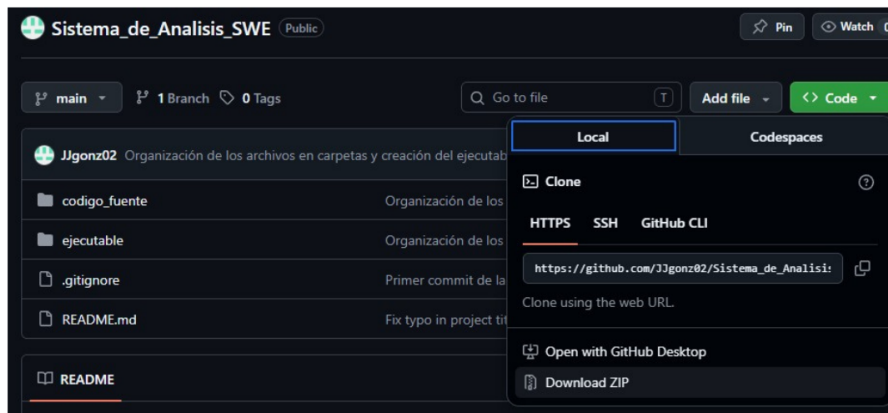
### Repositorio oficial

El código desarrollado, la aplicación ejecutable y los recursos complementarios pueden encontrarse en el siguiente repositorio:

[https://github.com/JJgonz02/Sistema\\_de\\_Analisis\\_SWE](https://github.com/JJgonz02/Sistema_de_Analisis_SWE)





### Ejecución de la aplicación

1. Acceder al repositorio del proyecto:  
Cuando se este en el repositorio dar clic en el botón verde “Code” y “Download ZIP” para descargar la carpeta con el código del proyecto y el archivo ejecutable.





Repositorio donde se encuentra la aplicación

2. Una vez descargada y descomprimida accede a la carpeta: “Sistema\_de\_Analisis\_SWE-main” y a la subcarpeta “ejecutable” donde se encontrará la aplicación “main.exe”

Hoy			
 .gitignore	14/05/2026 5:13 p. m.	Archivo de origen ...	1 KB
 README.md	14/05/2026 5:13 p. m.	Archivo de origen ...	1 KB
 código_fuente	14/05/2026 5:13 p. m.	Carpeta de archivos	
 ejecutable	14/05/2026 5:13 p. m.	Carpeta de archivos	

**Carpeta "ejecutable"**

Hoy			
 main.exe	14/05/2026 5:13 p. m.	Aplicación	15.262 KB
 _internal	14/05/2026 5:13 p. m.	Carpeta de archivos	

**Aplicación "main.exe"**

Una vez se ejecute main.exe la aplicación iniciara y se podrá empezar a utilizar.

### **Acceso a estudios DICOM SWE para probar la aplicación**

Con el fin de facilitar la evaluación y prueba de la aplicación, pueden descargarse estudios elastográficos de ejemplo desde la base de datos pública disponible en:

<https://zenodo.org/records/15025467>

Los archivos contenidos en este repositorio no son de autoría propia y corresponden a un conjunto de datos de acceso abierto distribuido bajo la licencia *Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)*. Adicionalmente, esta fue la base de datos utilizada para el desarrollo, validación y realización de todas las pruebas experimentales presentadas en el proyecto.

## 5. Flujo general de trabajo

El flujo de uso de la aplicación fue diseñado para que el usuario pueda realizar el procesamiento de estudios elastográficos de manera sencilla y organizada mediante una secuencia de pasos guiados dentro de la interfaz.

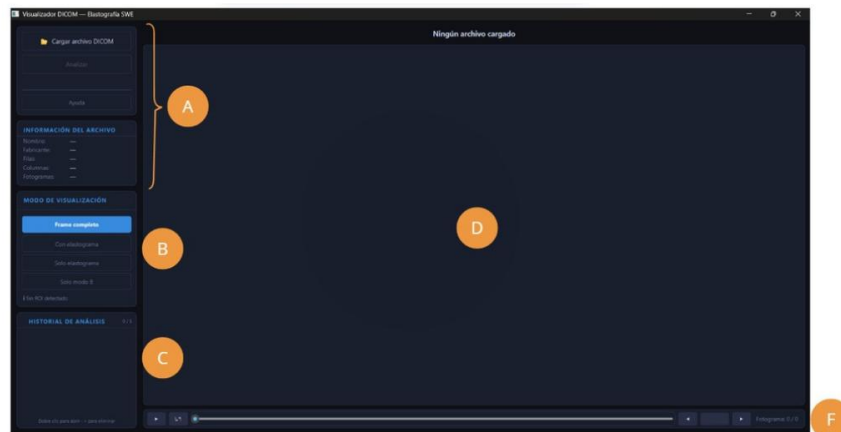
Inicialmente, el usuario debe cargar un archivo o conjunto de archivos DICOM desde el panel principal de la aplicación. Una vez cargado el estudio, el sistema mostrará una vista previa del elastograma y habilitará las herramientas de navegación y procesamiento.

Posteriormente, el usuario puede iniciar el análisis automático del estudio. Durante esta etapa, la aplicación realizará el procesamiento correspondiente y mostrará visualmente diferentes resultados intermedios, permitiendo verificar la correcta detección del elastograma y la segmentación de la región de interés.

Finalizado el procesamiento, el sistema generará automáticamente las métricas cuantitativas y resultados derivados del análisis elastográfico. Finalmente, el usuario podrá exportar los resultados obtenidos para su almacenamiento o análisis posterior.

## 6. Exploración de la interfaz

La interfaz gráfica fue diseñada para centralizar las funciones principales del sistema dentro de una estructura sencilla y organizada.



Interfaz principal del sistema

### A. Panel de control

Este panel permite seleccionar archivos para iniciar el procesamiento, contiene un botón de ayuda y un cuadro que muestra la información relevante del archivo cargado.

Elementos:

- Botón de carga de estudios
- Botón de análisis de estudios
- Botón que ofrece Información básica del sistema
- Cuadro que contiene la información básica del archivo cargado

### B. Panel de visualización

Permite visualizar el estudio original o solo las regiones segmentadas, en este panel el usuario puede elegir entre 4 vistas distintas:

- Visualización de la completo
- Visualización de la imagen superior
- Visualización de la imagen inferior
- Visualización de solo el elastograma

## **C. Historial de análisis**

Contiene la información de análisis previamente realizados en una misma sesión, permite el acceso rápido a estos análisis sin necesidad de cargar nuevamente el archivo al sistema ni esperar el proceso de análisis de nuevo.

## **D. Visor de imagen principal**

Área central de visualización que renderiza cada fotograma del DICOM en su resolución nativa.

## **E. Controles de reproducción de vídeo**

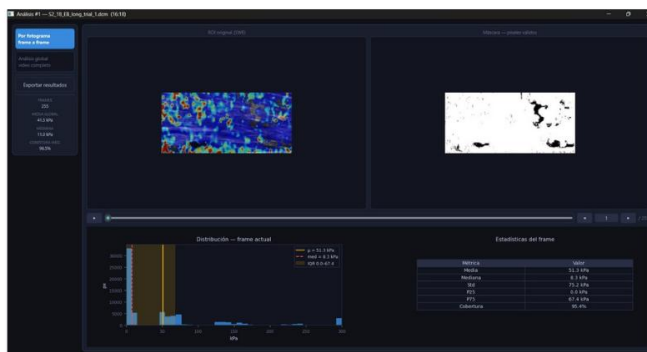
Barra de reproducción, botones de reproducir, pausar, reproducir indefinidamente y botones para retroceder o avanzar fotograma a fotograma

## 7. Resultados generados por el sistema

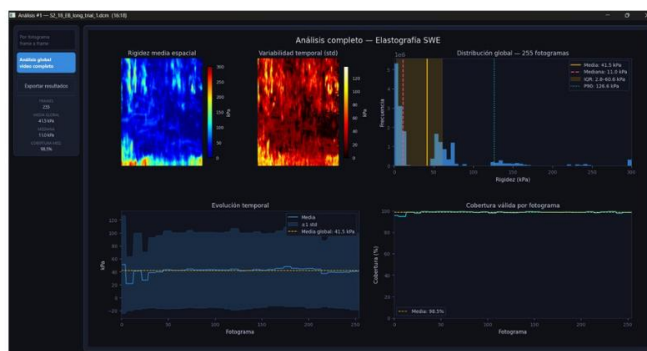
La aplicación genera automáticamente diferentes resultados derivados del procesamiento elastográfico, los resultados se pueden analizar fotograma a fotograma o se puede acceder a un análisis global del estudio. También, se pueden descargar los resultados globales como un archivo .pdf y los resultados fotograma a fotograma como un excel.

Entre los resultados del sistema se incluyen:

- Valores de rigidez en kPa
- Distribución de los valores rigidez de manera espacial y temporal
- Métricas estadísticas
- Representación visual de los píxeles validados fotograma a fotograma
- Gráfico de cobertura global



Interfaz análisis fotograma a fotograma del sistema



Interfaz análisis global del sistema