



**Desarrollo de un aplicativo para apoyo en la detección de lesiones en el ligamento
cruzado anterior (LCA) usando el método de sonomiografía (SMG) aplicando
técnicas de machine learning**

Jessica Nathalia Benavides Rosales

Ariadna Lizeth Guerrero Romo

20561927484

20561816749

Universidad Antonio Nariño

Programa Ingeniería Mecánica

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Popayán, Colombia

2023

**Desarrollo de un aplicativo para apoyo en la detección de lesiones en el ligamento
cruzado anterior (LCA) usando el método de sonomiografía (SMG) aplicando
técnicas de machine learning**

Jessica Nathalia Benavides Rosales

Ariadna Lizeth Guerrero Romo

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:

Ingeniero Biomédico

Director (a):

PhD. Julián Antonio Villamarín Muñoz

Línea de Investigación:

Análisis de información biomédica

Grupo de Investigación:

Grupo de investigación bioingeniería Universidad Antonio Nariño

Universidad Antonio Nariño

Programa Ingeniería Mecánica

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Popayán, Colombia

2023

NOTA DE ACEPTACIÓN

El trabajo de grado titulado

_____.

Cumple con los requisitos para optar

Al título de_____.

Firma del Tutor

Firma Jurado

Firma Jurado

Contenido

	Pág.
Preliminares	8
Resumen.....	1
Abstract.....	2
Introducción	3
1. Generalidades del problema	4
1.1 Planteamiento del problema	4
1.2 Justificación	5
1.3 Objetivos	8
1.3.1 <i>Objetivo general</i>	8
1.3.2 <i>Objetivos específicos</i>	8
1.4 Alcance	9
2. Estado del arte	10
2.1 Artículos científicos	10
2.2 Patentes	13
3. Marco teórico	16
3.1 Anatomía del ligamento cruzado anterior	16
3.2 Funciones del ligamento cruzado anterior.....	18
3.3 Lesiones en el ligamento cruzado anterior.....	19
3.4 Síntomas para el diagnostico	20
3.5 Valoración clínica.....	20
3.6 Estudios de imagenología.....	22
3.7 Sonomiografía.....	24
3.8 Interacción con los tejidos	25
3.9 Creación de la imagen.....	26
3.10 Modalidades de ultrasonido	26
3.11 Técnicas de procesamiento digital de imágenes	27
3.11.1 Operaciones morfológicas.....	31
3.11.2 Vecindad entre píxeles.....	31
3.11.3 Erosión.....	32
3.11.4 Eliminación de ruido	32
3.11.5 Energía y entropía	33

3.11.6	Detección de bordes	35
3.11.7	Adelgazamiento.....	36
3.12	Electromiografía.....	36
3.13	Técnicas de procesamiento de señales	37
3.13.1	Amplificar la señal.....	38
3.13.2	Filtro pasa bajas.....	39
3.13.3	Filtro pasa altas.....	40
3.13.4	Normalización	41
3.13.5	Parámetros	42
3.14	Curtosis	45
3.15	Redes neuronales	46
3.16	Arquitectura de la red neuronal	47
4.	Materiales y métodos.....	48
4.1	Componentes del sistema.....	48
4.1.1	Sonda lineal de ultrasonido.....	48
4.1.2	Computador portátil	49
4.1.3	Gel conductor	50
4.1.4	Electrodos de superficie	51
4.1.5	LabChart	51
4.2	Método.....	54
4.2.1	Descripción del programa.....	54
4.3	Procedimientos y desarrollo	57
4.3.1	Tipo de estudio	57
4.3.2	Recolección de datos.....	57
4.4	Procedimiento de extracción de características.....	62
4.5	Red neural.....	68
4.6	Procedimiento técnico del manejo de la interface.....	69
5.	Resultados	71
5.1	Extracción de características.....	71
5.2	Diferencias paciente sano- patológico.....	72
5.3	Red neuronal.....	79
5.4	Interfaz de la aplicación desarrollada	90
5.5	Validación del aplicativo.....	94
	Conclusiones	95
	Anexos	97
	Referencias Bibliográficas.....	97

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 3- 1 Ubicación del ligamento cruzado anterior	16
Figura 3- 2 Vascularización del ligamento cruzado anterior	18
Figura 3- 3 Ruptura del LCA	19
Figura 3- 4 Prueba de Lachman	21
Figura 3- 5 Prueba del cajón anterior.....	21
Figura 3- 6 Prueba de Losee	21
Figura 3- 7 Radiografía del ligamento cruzado anterior	23
Figura 3- 8 MRI del ligamento cruzado anterior	23
Figura 3- 9 Interacción del transductor en la rodilla.....	25
Figura 3- 10 Ejemplo de resultado de binarización en una radiografía	28
Figura 3- 11 Segmentación de una imagen.....	30
Figura 3- 12 Operador Canny.	30
Figura 3- 13 Erosión de una imagen.....	32
Figura 3- 14 Filtro gaussiano	33
Figura 3- 15 Filtro Canny en una imagen	35
Figura 3- 16 Representación de una señal de electromiografía	37
Figura 3- 17 Cruces por cero de una señal.....	44
Figura 3- 18 Relación señal ruido.....	44
Figura 3- 19 Estructura de una red neuronal artificial	46
Figura 3- 20 Arquitectura de red neuronal.....	47
Figura 4- 1 Sonda Lineal de Ultrasonido SP- L01	48
Figura 4- 2 Electrodo de superficie	51
Figura 4- 3 Entorno de Labchart.....	52
Figura 4- 4 Módulo de adquisición de datos, vista superior	53
Figura 4- 5 Módulo de adquisición de datos, vista posterior	53
Figura 4- 6 Interconexión de componentes.....	55
Figura 4- 7 Protocolo de posicionamiento del paciente para la toma de la imagen ecográfica	59
Figura 4- 8 Ejemplo de imagen ecográfica captada por la sonda Interson del LCA (izquierda) y la imagen ecográfica de la literatura (derecha)	59
Figura 4- 9 Paciente con LCA roto vs LCA sano	62
Figura 4- 10 Imagen del LCA en formato .png.....	62
Figura 4- 11 Imagen del LCA recortada y en escala de grises.....	63
Figura 4- 12 Imagen con técnica de K -nearest neighbors y filtro gaussiano.....	63
Figura 4- 13 Imagen del LCA binarizada	64
Figura 4- 14 Detección de contornos de LCA mediante Canny.	64

Figura 4- 15 Diagrama de flujo de extracción de características para imágenes.....	65
Figura 4- 16 Diagrama de flujo de extracción de características para señales.....	68
Figura 4- 17 División de los datos	69
Figura 4- 18 Interfaz desarrollada en el botón diagnóstico.....	70
Figura 5- 1 Rodilla derecha sana – patológica en paciente mujer – hombre	75
Figura 5- 2 Diferencia entre paciente con LCA roto y sano	76
Figura 5- 3 Gráfico longitud vs área	78
Figura 5.4 Distribución de datos RMS y Curtosis.....	76
Figura 5- 5 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 2 entradas	80
Figura 5- 6 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 3 entradas o más.....	81
Figura 5- 7 Matriz de confusión, red1 de imágenes.....	82
Figura 5- 8 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 2 entradas	84
Figura 5- 9 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 3 entradas o más.....	86
Figura 5- 10 Matriz de confusión de señales EMG	87
Figura 5-11 Análisis WEKA.....	84
Figura 5- 12 Matriz de confusión combinando imágenes y señales	89
Figura 5- 13 Ventana de inicio.....	91
Figura 5- 14 Ventana de datos del paciente	91
Figura 5- 15 Venta de Análisis de datos	92
Figura 5- 16 Mensaje de diagnostico	92
Figura 5- 17 Ventana emergente para guardar el archivo	93
Figura 5- 18 Ventana Acerca de	93

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 2- 1 Resultados de búsqueda de artículos científicos	10
Tabla 2- 2 Resultados de búsqueda de patentes.....	13
Tabla 3- 1 Modalidades del ultrasonido	26
Tabla 4- 1 Especificaciones técnicas	49
Tabla 4- 2 Especificaciones técnicas gel conductor	50
Tabla 5- 1 Resultados de red neuronal con 2 entradas para imágenes.....	79
Tabla 5- 2 Resultados Red neuronal con 3 o más entradas para imágenes.....	80
Tabla 5- 3 Resultados de red neuronal con 2 entradas para señales	83
Tabla 5- 4 Resultados de red neuronal con 3 entradas o más para señales.....	84
Tabla 5- 5 Resultados de red neuronal con señales e imágenes	88
Tabla 5- 6 Matrices de confusión para señales EMG	89
Tabla 5- 7 Matrices de confusión para imágenes.....	90
Tabla 5- 8 Matrices de confusión combinando señales e imágenes	90

Preliminares

Agradecimientos

A Dios, por darme salud, paciencia, fortaleza y sabiduría para llevar a cabo este logro propuesto. A mis padres y hermana por brindarme su apoyo incondicional. A mi compañera de tesis por su tiempo, esfuerzo, dedicación y paciencia, a la Universidad Antonio Nariño y sus docentes, en especial, al director de tesis, PhD. Julián Antonio Villamarín por compartir sus conocimientos, por su constante dedicación y el apoyo brindado para poder alcanzar este triunfo.

Agradezco a dos seres que siguen siendo arte importante de mi vida, que me siguen acompañando desde el cielo Harry y Tama, quienes me brindan fortaleza para seguir adelante

Jessica Nathalia Benavides Rosales

Expreso agradecimiento a mi familia por su inquebrantable confianza en mí y su apoyo constante en cada paso que doy en mi camino. Especialmente, quiero honrar la memoria de mi abuela Olguita, quien, aunque ya no esté físicamente presente, sé que me acompaña en cada momento y me brinda la fuerza para seguir adelante.

Agradezco a mis padres por estar siempre a mi lado, siendo mi mayor apoyo y motivación. Mi madre, en particular, ha sido mi motor más fuerte, siempre alentándome y demostrándome que todo es posible si persevero. No puedo dejar de mencionar el apoyo invaluable de mi tía y su esposo, quienes han estado presentes y me han brindado su respaldo en este proceso.

Un agradecimiento especial merece mi compañera de tesis, cuyo tiempo, esfuerzo, dedicación y paciencia han sido fundamentales para alcanzar este logro. También deseo reconocer a la Universidad Antonio Nariño y a sus dedicados docentes. En particular, quiero expresar mi gratitud al director de tesis, PhD. Julián Antonio Villamarín, quien ha compartido sus conocimientos y ha mostrado una constante dedicación y apoyo para hacer posible este triunfo.

Ariadna Lizeth Guerrero Romo

Resumen

Este trabajo propone el uso de la técnica de sonomiografía, que combina ultrasonido y electromiografía, para la detección temprana de la lesión del ligamento cruzado anterior (LCA) en miembros inferiores. La falta de métodos de detección temprana para esta patología en Colombia, donde su presencia es común en actividades cotidianas y deportivas, hace que la mayoría de los diagnósticos se realicen cuando ya se ha producido la ruptura del LCA.

Para abordar este problema, se desarrolló un aplicativo que utiliza redes neuronales para analizar los parámetros calculados mediante la técnica de sonomiografía y detectar la lesión del LCA antes de que ocurra la ruptura. Los resultados preliminares muestran que el aplicativo es capaz de detectar el ligamento y calcular sus características, dando un acercamiento de su estado.

El uso de esta técnica y el aplicativo desarrollado representan un avance importante en el campo de la medicina deportiva y pueden mejorar la prevención y el tratamiento de lesiones del LCA. Aunque se necesitan más investigaciones y pruebas clínicas para validar el rendimiento del aplicativo, los resultados preliminares son muy prometedores.

PALABRAS CLAVE: Sonomiografía, Ligamento Cruzado Anterior (LCA), Aplicativo Software, Ultrasonido, Electromiografía.

Abstract

This work proposes the use of the sonomiography technique, which combines ultrasound and electromyography, for the early detection of anterior cruciate ligament (ACL) injury in lower limbs. The lack of early detection methods for this pathology in Colombia, where its presence is common in daily activities and sports, means that most diagnoses are made when ACL rupture has already occurred.

To address this problem, an application was developed that uses neural networks to analyze the parameters calculated by the sonomiography technique and detect ACL injury before rupture occurs. Preliminary results show that the application is able to detect the ligament and calculate its characteristics, giving an approximation of its condition.

The use of this technique and the developed app represent an important advance in the field of sports medicine and may improve the prevention and treatment of ACL injuries. Although further research and clinical trials are needed to validate the performance of the application, the preliminary results are very promising.

KEY WORDS: Sonimiography, Anterior Cruciate Ligament (ACL), Software Application, Ultrasound, Electromyography.

Introducción

Las enfermedades musculares pueden afectar la movilidad parcial como un esguince tipo 1 o incluso la pérdida de la función muscular, entre las afecciones de los miembros inferiores, se encuentra, la lesión en el ligamento cruzado anterior (LCA); que es una rotura parcial o total del ligamento; que se puede ocasionar en actividades deportivas o recreativas, dependiendo de la intensidad en la ruptura del ligamento, se realizan diferentes análisis como la exploración física, rayos x y rara vez resonancia magnética, sin embargo, estos estudios se desarrollan cuando ya está la ruptura del ligamento cruzado anterior y la alternativa para reconstrucción es un procedimiento quirúrgico; por lo que se propone utilizar la sonomiografía (SMG); que une las técnicas de las imágenes obtenidas mediante el ultrasonido en modo B, y combinada con la electromiografía, que brinda una referencia de los movimientos musculares, permitiendo analizar las situaciones patológicas que se alejan de la normalidad, observando los movimientos y características de los músculos, se obtienen señales biomédicas, por lo tanto, el software, procesa dichas señales por medio de software de análisis de comportamiento como Python, donde se extraen parámetros morfológicos como la profundidad de grasa, profundidad muscular, longitud de ligamentos, entre otros. Adicionalmente, se utilizan bases de datos y redes neuronales artificiales (RNA), cuyo fin en el aplicativo, después de un apropiado entrenamiento con técnicas de Machine Learning, es el apoyo diagnóstico al personal de salud en determinar el estado del LCA.

1. Generalidades del problema

1.1 Planteamiento del problema

Las enfermedades musculares pueden afectar la movilidad parcial de la persona, como es el caso de un esguince tipo 1 o incluso la pérdida de la función muscular. Entre las afecciones de los miembros inferiores, se encuentra, la lesión en el ligamento cruzado anterior con siglas LCA; dicha enfermedad se refiere a un ligamento que se localiza dentro de la rodilla, recibiendo su nombre por la disposición en el espacio y los ejes de la rodilla, actuando como estabilizador principal del desplazamiento anterior de la tibia en relación con el fémur y, también, restringe la rotación interna de la tibia, principalmente en el grado de extensión final de la rodilla (Prado, 2017). Se ha demostrado que esta lesión provoca osteoartritis (OA), que afecta gravemente a los pacientes en sus actividades diarias, limitando su independencia, además de, la pérdida progresiva del cartílago articular, este tiene una incidencia del 2 al 22% (William Henry Márquez Arabia, 2017), (Kaitlin G Rabe, 2021). Por lo que se encuentra necesario, detectar oportunamente el estado del ligamento, después de presentar algunos de los siguientes síntomas como: un sonido "crujiente" al momento de la lesión, inflamación de la rodilla dentro de las 6 horas posteriores a la lesión, dolor especialmente cuando se trata de poner peso sobre la pierna lesionada, sensación de inestabilidad (Médica, 2020). Para detectar el estado del ligamento cruzado anterior (LCA), normalmente se realiza una exploración física como primera instancia, además de preguntar sintomatología como por ejemplo, el escuchar un crujido cuando hay rotación de la rodilla, tiempo en hincharse, dolor al caminar, girar, entre otros, sin embargo se puede presentar inconsistencias, ya que los síntomas, pueden llegar a confundirse con otras miopatías,

agregando que, la detección del estado del LCA sólo se detecta cuando el ligamento se ha roto de forma parcial o total, confirmando este diagnóstico con estudios de imagenología como: rayos x, resonancia magnética o tomografía. En Colombia, según la revista de ortopedia y traumatología, las roturas de LCA provoca una limitación de moderada a intensa en las actividades de caminar de la vida diaria únicamente en el 31% de los pacientes, en actividades habituales de la vida diaria en el 44% y en actividades deportivas un 77% (William Henry Márquez Arabia, 2017). Una de las formas actuales para precisar la gravedad de la lesión de LCA, es a través de exámenes especializados como la tomografía (TAC), resonancia magnética (RM) y rayos x, aunque estas brindan gran calidad de imagen e información, generan radiación ionizante al paciente y por lo general tienen un costo elevado, sin embargo existe otro examen por imagen que puede ser una herramienta para indicar la ruptura del LCA, como es la ecografía, presentando radiación no ionizante y económica, así también, en conjunto con la electromiografía (EMG), se puede determinar el estado de la lesión; permitiendo procedimientos más eficientes, menos costosos, con menos riesgo en el paciente, procurando el bienestar de salud.

1.2 Justificación

La presente investigación se enfoca en el desarrollo de un aplicativo con el fin de identificar lesiones en el ligamento cruzado anterior (LCA) en rodilla, a través del procesamiento digital de las señales biomédicas captadas mediante sonomiografía (SMG), siendo este un método adecuado para obtener una evaluación del ligamento, mediante imágenes de ultrasonido (Yongjin Zhou, 2021). De esta forma, se puede obtener un diagnóstico preliminar ante una alteración en el ligamento cruzado anterior, debido a que se

realiza a partir de imágenes captadas por el ultrasonido y electromiografía para observar el comportamiento ante movimientos y/o estímulos. El análisis resultante de estos dos métodos, serán utilizados como entradas para clasificadores automáticos en redes neuronales artificiales (RNA). Se realiza la respectiva vigilancia tecnológica, en donde se encuentran diferentes métodos quirúrgicos, uno de ellos consiste en un sistema de regeneración del LCA mediante un implante que permita la restauración de la estructura helicoidal del LCA (WIPO Patente n° 2013050642A2, 2012), sin embargo, es un estudio donde el ligamento ya se ha roto. En otra patente se utiliza un método para proporcionar una atadura interna insertada quirúrgicamente la cual dará una fácil recuperación en el momento de la flexión y extensión de la rodilla, (Estados Unidos Patente n° 7776039B2, 2006), y el continuo monitoreo en los distintos escenarios en los que puede intervenir el esfuerzo de la rodilla (Kaitlin G Rabe T. L., 2021), aun así, los procedimientos quirúrgicos se realizan cuando el LCA se ha roto y no son estudios previos a su ruptura. Adicionalmente, se encuentra como alternativa la lectura de imágenes de ultrasonido, en la cual se tiene en cuenta la profundidad del tejido graso y los límites del tejido muscular, para identificar dichos límites se toma un histograma, donde se encuentra la intensidad promedio de la imagen. Este histograma tiene dos tipos de clasificadores; el primer pico, en donde se encontrará el tejido graso y el segundo pico es el tejido muscular y, como clasificador adicional, toma la profundidad del límite graso y muscular, (Estados Unidos Patente n° 8995739B2, 2013), aplicado en el músculo, más no en el ligamento. Este método se utiliza para extraer parámetros asociados al ligamento. Siguiendo la línea de parámetros, se investigan el estado en dos posiciones: con la rodilla flexionada en ángulo recto y con la rodilla en extensión completa. Estas posiciones son importantes para analizar la lesión y

comparar con pacientes sanos, evaluando el estado del ligamento (Ayala-Mejías JD, 2014), mediante algunas técnicas de diagnóstico físico. Debido a las investigaciones realizadas se pretende desarrollar un aplicativo de apoyo diagnóstico del estado del ligamento cruzado anterior (LCA) a través del procesamiento de señales biomédicas; siendo un método no invasivo en vista de que, al obtener la señal no hay instrumentos que afecte físicamente el cuerpo del paciente. Es importante resaltar que este sistema sería de gran utilidad para el apoyo en la detección, de forma temprana y sencilla, de una posible alteración en la rodilla, específicamente en LCA, permitiéndole al paciente consultar a un profesional de la salud antes de llegar a una miopatía crónica, tratando de reducir exposiciones a radiación ionizante, porque, generalmente se emplea imagenología por resonancia magnética para diagnosticar esta patología (Rusia Patente nº 2656562C1, 2016). En otro documento, realizado por la Universidad de Maastricht, en Países Bajos, se expone el uso de ultrasonido para observar el desgarro de LCA, donde se muestra la diferencia de una imagen ecográfica de la ruptura y de otra imagen ecográfica cuando el LCA está en buen estado, aun así, en este estudio, se ha demostrado que es posible hacer uso de la técnica de ultrasonido, visualizando el ligamento en cuestión, sin embargo, la técnica se presenta como una herramienta para la valoración prequirúrgica con el fin de encontrar la lesión, es decir, la ruptura (Manon Breukers, Dorieke Haase, Stephan Konijnenberg, Tiburtius V S Klos, Geert-Jan Dinant, Ramon P G Ottenheijm).

Finalmente, lo que se quiere lograr para la comunidad científica, mediante este proyecto, se busca además, abrir las puertas a nuevas investigaciones referentes al procesamiento de señales biomédicas, el método de sonomiografía, la detección del ligamento cruzado anterior y a la creación de nuevos sistemas e instrumentos con aplicación en salud en fisioterapia.

1.3 Objetivos

1.3.1 *Objetivo general*

Desarrollar una aplicación software para apoyo en la detección temprana de lesiones en el ligamento cruzado anterior, utilizando sonomiografía (SMG), y técnicas de Machine Learning.

1.3.2 *Objetivos específicos*

- Establecer los diferentes parámetros morfológicos desde señales ultrasónicas y de EMG que posibiliten la evaluación del estado del ligamento cruzado anterior, a partir de análisis de búsquedas tecnológicas.
- Implementar la base de datos para entrenar un sistema de clasificación que permite evaluar el riesgo de lesión del ligamento cruzado anterior con base en el desarrollo de algoritmos de extracción de parámetros ultrasónicos y de EMG, durante movimientos de flexión y extensión de rodilla.
- Evaluar el desempeño de funcionamiento del sistema de sonomiografía implementado, considerando el consenso de especialistas en el área.

1.4 Alcance

Se pretende desarrollar un software para ayudar a determinar el estado del ligamento de la rodilla generado por una sobrecarga o en práctica de deportes que impliquen realizar movimientos bruscos causando daños leves en el ligamento o a gran escala donde se desgasta completamente el ligamento, a través del procesamiento de señales y Machine Learning. El software se limita a determinar el estado del ligamento, causadas por un sobrecargo en la rodilla. Por otro lado, el sistema involucra a pacientes sanos y con la patología de esta manera recolectar datos para poder hacer una comparación y realizar un apoyo diagnóstico para el estado del ligamento.

2. Estado del arte

2.1 Artículos científicos

A continuación, se presentan en la tabla 1, los artículos en los que se menciona el ligamento cruzado anterior, observando que este ligamento sirve como ayuda o patrón para evaluación de los tendones proximales, además de la recuperación del mismo ligamento cuando se rompe y hay una intervención quirúrgica, por otra parte, se encuentra la prevención de esta lesión en mujeres que practican fútbol. Ver Tabla 2-1

Tabla 2- 1 Resultados de búsqueda de artículos científicos

AÑO	TÍTULO	DESCRIPCIÓN	PUBLICACIÓN
2022	Reconstrucción del ligamento anterolateral en pacientes con lesión del ligamento cruzado anterior	El propósito de esta investigación consistió en evaluar los resultados clínicos y funcionales derivados de la reconstrucción combinada de la arteria cruzada anterior (LCA) y el ligamento anterolateral (LAL) en pacientes, con un período de seguimiento mínimo de 12 meses. Se formuló la hipótesis de que esta reconstrucción combinada de LCA y LAL estaría	Acta méd.v grupoángeles vol.20 no.2 México

		correlacionada con resultados clínicos y funcionales positivos.	
2022	Aplicación de la recuperación de la función del paciente tras la reconstrucción del ligamento cruzado anterior	En este proyecto se habla del entrenamiento médico a la hora de la recuperación funcional para la reconstrucción del LCA.	Rev bras med esporte
2022	Programa preventivo de lesión de ligamento cruzado anterior en fútbol femenino durante períodos de confinamiento	El propósito del programa es enfocarse en los factores de riesgo modificables, y por lo tanto, debe ser considerado como una guía que pueda adaptarse a cada contexto individual, dependiendo de las características y evolución del sujeto. El objetivo de este estudio es implementar una intervención que disminuya la	Mhsalud vol.19 n.2 heredia

		probabilidad de lesión de LCA en mujeres futbolistas, luego del periodo de confinamiento, actuando directamente sobre los mecanismos de lesión de LCA que se han reportado en esta población.	
2022	Injertos para la reconstrucción del ligamento cruzado anterior: revisión sistemática y metaanálisis	Revisar sistemáticamente la bibliografía y comparar los datos sobre función, dolor, reincorporación al deporte y complicaciones tras la reconstrucción del ligamento cruzado anterior (lca) con autoinjerto de tendón de cuádriceps (qt) y autoinjerto de isquiotibiales (itt).	Knee • acta ortop. Bras. 30 (6)
2018	Ultrasonografía para la evaluación del diámetro del tendón isquiotibial: ¿es	Realizar la medición preoperatoria de los tendones flexores de la rodilla mediante ecografía, validar y correlacionar	Rev. Bras. Ortop. 53 (4)

	posible predecir el tamaño del injerto?	el valor medido con el hallado durante la reconstrucción quirúrgica del ligamento.	
--	---	--	--

Nota. Elaboración propia.

2.2 Patentes

Se presenta patentes relacionadas con plantillas para la reconstrucción del ligamento, evidenciando que este ligamento se detecta cuando está roto y su solución es la intervención quirúrgica, véase tabla 2-2.

Tabla 2- 2 Resultados de búsqueda de patentes

AÑO	TÍTULO	DESCRIPCIÓN	AUTOR
2016	Método de detección de parámetros corporales	Este sensor lo que permite es detectar los parámetros biométricos de igual manera incluye los pasos para la realización de injerto óseo. Esta investigación se encuentra dentro del campo de dispositivos médicos.	Inventor: <u>Martin W. Roche</u>
2012	Reconstrucción del ligamento cruzado anterior con doble haz de un solo túnel.	La presente invención proporciona un método para reemplazar los ligamentos cruzados anteriores. Específicamente, el tejido trasplantado se obtiene del paciente y se preparan túneles	Inventor: <u>Christopher P. Dougherty</u>

		<p>separados en la tibia y el fémur del paciente. El injerto se fija en el túnel femoral, que se divide en el ligamento cruzado anterior medial y el ligamento cruzado anterior posterolateral. El paquete se inserta a través del túnel tibial. Durante la inserción, el haz posterolateral se coloca en la posición posterolateral del túnel tibial y el haz cruzado anterior se coloca en la posición cruzada anterior medial del túnel tibial. Luego apriete el ligamento cruzado anterior medial con la rodilla del paciente aprox. Flexione 90 grados y apriete el ligamento posterolateral cuando la rodilla del paciente esté casi completamente extendida. A continuación, cada paquete se fija en el túnel tibial.</p>	
2010	Atadura de ligamento cruzado anterior	Se proporciona un aparato y método para proporcionar un anclaje interno colocado quirúrgicamente entre el	Inventor: <u>Joseph Bernstein</u> <u>James L. Carey</u>

		<p>fémur y la tibia que evitará consistentemente la tracción sobre el ligamento cruzado anterior curado a través de todos los grados de flexión y extensión. El anclaje del LCA preserva el ligamento cruzado de cuatro barras, que es esencial para la mecánica normal de la rodilla. Además, la colocación del ancla evita el sangrado de la rodilla en el sitio de inserción del LCA y la entrada resultante de células madre y agentes terapéuticos.</p>	
2000	Plantilla de reconstrucción del ligamento cruzado	<p>Una plantilla para crear un inserto para la cirugía de reconstrucción del ligamento cruzado incluye un cuerpo de plantilla insertado en la rodilla y colocado en la pared de la muesca femoral de la rodilla. El cuerpo del molde incluye aberturas dimensionadas y posicionadas para recibir y guiar la guía contra la pared de la muesca femoral.</p>	<p>Inventor: <u>Frank R. Noyes</u> <u>Paul A. Torrie</u></p>

Nota. Elaboración propia.

3. Marco teórico

Para el desarrollo de los objetivos generales y específicos de la presente investigación, es necesario disponer de conocimientos previos sobre el ligamento cruzado anterior y sus lesiones, junto con los principios de ultrasonido, técnicas de procesamiento de imágenes, principios de electromiografía y técnicas de procesamiento de señales.

3.1 Anatomía del ligamento cruzado anterior

A. Estructura Macroscópica

Este ligamento posee tejido conectivo y se origina en la región de la espina tibial hasta la semiluna de la espina femoral (Residente, 2019), que se inserta como un haz de fascículos individuales en forma de abanico; encontrándose la banda posterolateral (PL) que se tensa cuando la rodilla está en extensión y la banda anteromedial (AM), se tensa cuando la rodilla está en flexión (Cooper & Khoury, s/f), lo que permite oponerse al desplazamiento de la tibia hacia adelante en conexión con el fémur. Véase en figura **3.1**

Figura 3- 1 Ubicación del ligamento cruzado anterior



Nota. Ruptura del Ligamento Cruzado Anterior en Mujeres, 2019

B. Estructura Microscópica

En el interior del tejido conectivo se encuentran fibras colágenas que se agrupan en los fascículos, algunos anchos y densos, otros laxos y pequeños, de tal manera que una parte del ligamento cruzado anterior permanece en tensión en los movimientos de flexión y extensión (Cooper & Khoury, 1996). Su longitud está entre 27 a 38 mm y su área entre 5 a 12 mm (Rodríguez, 2016).

C. Composición Celular

El ligamento cruzado anterior se compone por fibroblastos y otras células que representa el 20% y el porcentaje restante corresponde al colágeno, laminina, fibronectina, elastina; ésta última contribuye a la recuperación del ligamento cuando se tensiona (Cooper & Khoury, 1996).

D. Inervación y vascularización

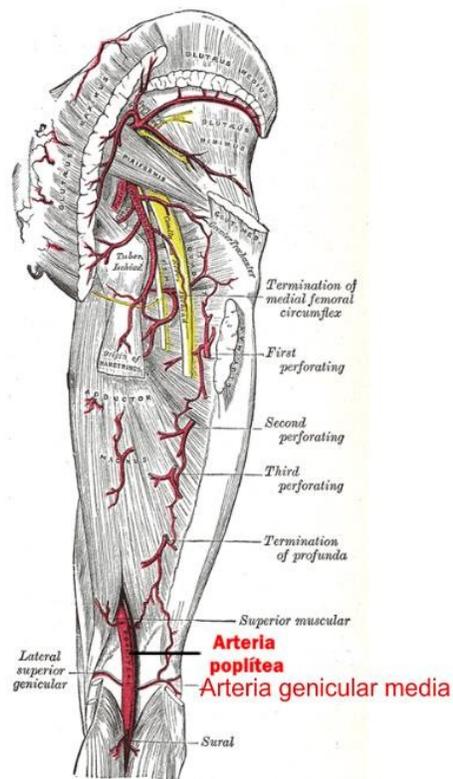
La inervación de este ligamento depende del nervio tibial (Ayala-Mejías et al., 2014), aquel nervio tiene receptores:

- Ruffini que participa en el estiramiento,
- Vater Pacini involucrado en los movimientos rápidos,

- Golgi se asocia en la tensión de la rodilla (Rodríguez, 2016)

La vascularización de este ligamento es escasa porque solo depende de la arteria genicular media, que provienen de la arteria poplítea (Arnoczky, 1983) y esto hace que la capacidad de recuperación después de una ruptura de ligamento sea lenta, optando por realizar intervenciones quirúrgicas (Alfonso & Gomar, 1992) de reconstrucción o sustitución. Ver figura 3.2

Figura 3- 2 Vascularización del ligamento cruzado anterior



Nota. Rodríguez, 2016

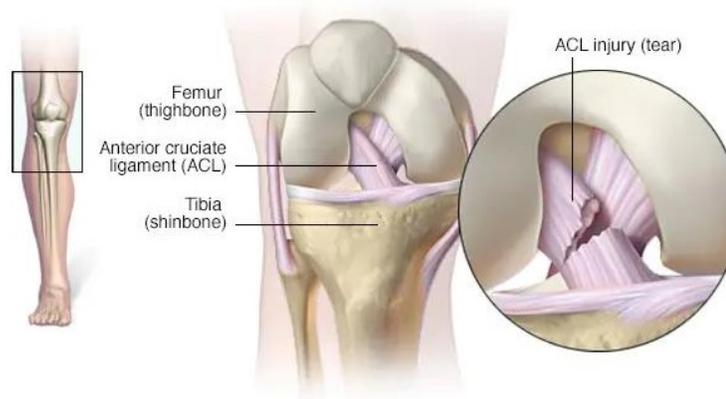
3.2 Funciones del ligamento cruzado anterior

La función principal de este ligamento es el dar estabilidad a la rodilla, limitando la rotación interna de la misma y el varo valgo en momentos de estrés cuando soporta peso, además de limitar la hiperextensión y movimiento excesivo de la tibia hacia adelante (Ligamento cruzado anterior. Parte 1: función y abordaje, 2019).

3.3 Lesiones en el ligamento cruzado anterior

Las lesiones con mayor frecuencia se presentan en el campo del deporte como baloncesto, fútbol, esquí alpino y fútbol americano, se da cuando hay cambios de dirección bruscos, frenados en seco o cuando el pie está fijo en el suelo y hay rotación en la rodilla, causando la ruptura del LCA, en la figura 3.3 se muestra la ruptura del LCA. (Lesión del ligamento cruzado anterior, 2022), el LCA antes de romperse tiende a extender su longitud.

Figura 3- 3 Ruptura del LCA



Nota. Lesión del ligamento cruzado anterior, 2022

3.4 Síntomas para el diagnóstico

Se presenta después de un daño rotacional o la desaceleración en la carrera sin contacto o una lesión por contacto con una desalineación en extensión de la rodilla (Junquera, s/f) y por lo general se capta un “sonido parecido al de tronarse los dedos” (tronido), seguido de una hinchazón dentro de las 4 a 12 horas (Lesiones del ligamento cruzado anterior (LCA), s/f), inestabilidad, derrame articular, debilidad muscular (Rodríguez, 2016).

3.5 Valoración clínica

A. Prueba de Lachman

Se realiza con la rodilla en flexión de 20 a 30°, se aplica una fuerza en la tibia en sentido anterior y a su vez se estabiliza el fémur y se valora el desplazamiento entre la tibia y el fémur (Berumen-Nafarrate et al., 2015), vea figura 3.4

Figura 3- 4 Prueba de lachman



Nota. estefy, 2019

B. Prueba del cajón anterior

Posiciona la cadera del paciente a 45° y la rodilla a 90° de flexión, posteriormente se palpa la línea articular con los pulgares intentando mover la tibia. ver figura 3.5

Figura 3- 5 Prueba del cajón anterior



Nota. Prueba del cajón anterior, 2021

C. Prueba de desplazamiento en pivote o prueba de losee

Se realiza con el fin de cuantificar la inestabilidad rotatoria que conduce al desgarro de LCA, el procedimiento consiste en que el fisioterapeuta induce con la ayuda de la mano inferior de forma pasiva un movimiento de rotación externa tibial y flexión de unos 40° de rodilla. Seguidamente, lleva a cabo un empuje de la rodilla hacia la línea media con la mano superior, induciendo tensión en valgo. A continuación, conduce el miembro inferior hacia extensión de rodilla sin bloquear el movimiento de rotación tibial (Monasterio, s/f). Ver figura 3.6

Figura 3- 6 Prueba de Losee



Nota. Prueba de Losee, 2022

Cabe destacar que se ha realizado un estudio con extremidades inferiores de cadáveres con el fin de determinar la ruptura parcial del ligamento, se realiza una comparación del LCA sano con LCA parcialmente roto y se procede a evaluar su estado con las pruebas anteriormente mencionadas; los resultados que se obtuvieron de este estudio es que no se encontraron diferencias significativas entre el LCA sano y el parcialmente roto al realizarlas, esto se verifica mediante rayos X, finalmente se concluye que ninguno de los métodos demuestra ser eficiente en el diagnóstico de este ligamento (Lintner et al., 1995).

3.6 Estudios de imagenología

A. Radiografía

Generalmente llamadas rayos X, producen imágenes como sombras de huesos y ciertos órganos y tejidos. Las radiografías en el caso de la rodilla se realizan con el fin de descartar fracturas en zonas aledañas y usualmente se toman radiografías a las dos rodillas, lo que permite hacer una comparación (Radiografía de rodilla: ¿Cómo es?, 2020). Ver figura 3.7.

Figura 3- 7 Radiografía del ligamento cruzado anterior



Nota. Drs. Carolina Rabat J, Gonzalo Delgado P, Enrique Bosch O., 2008

B. Imagen por resonancia magnética (MRI)

Es un proceso no invasivo, que produce imágenes anatómicas detalladas en especial de partes no óseas o tejidos blandos del cuerpo, que busca de lesiones coexistentes, con una precisión del 95% (Baba & The Radswiki, 2010). ver figura 3.8.

Figura 3- 8 MRI del ligamento cruzado anterior



Nota. RM y la rotura del ligamento cruzado anterior (LCA), s/f

3.7 Sonomiografía

La sonomiografía es una técnica de imagen que se basa en la capacidad de los ultrasonidos para penetrar en los tejidos blandos y reflejarse en los músculos (Yongjin Zhou, 2021), lo que permite una imagen en tiempo real de la actividad muscular durante la contracción y relajación. La técnica es no invasiva y se puede realizar en pacientes sin dolor ni molestias. Además, es segura y no utiliza radiación ionizante, lo que la hace adecuada para su uso en pacientes sensibles a la radiación.

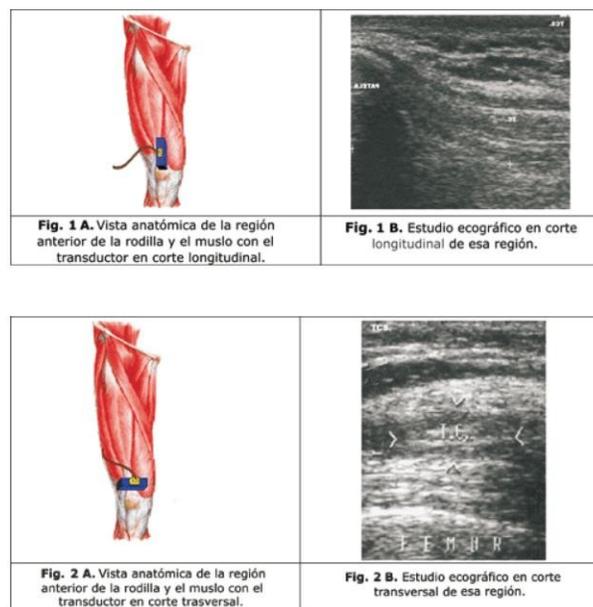
La sonomiografía se utiliza en diversas áreas de la medicina, incluyendo la rehabilitación, la investigación del movimiento humano, y la evaluación de enfermedades musculoesqueléticas. En la rehabilitación, la sonomiografía puede ayudar a evaluar la efectividad de los ejercicios y terapias para fortalecer los músculos y mejorar la función. En la investigación del movimiento humano, la sonomiografía se utiliza para estudiar la activación muscular durante diferentes tareas y movimientos, lo que puede ayudar a comprender mejor la biomecánica del cuerpo humano. En la evaluación de enfermedades

musculoesqueléticas, la sonomiografía puede proporcionar información valiosa sobre la actividad muscular en pacientes con lesiones musculares o enfermedades neuromusculares.

3.8 Interacción con los tejidos

La onda ultrasónica viaja a través del tejido y cuando llega, como por ejemplo un tejido sano, parte de la onda es reflejada hacia el transductor. El transductor recibe esta señal reflejada y la convierte en una imagen en tiempo real del tejido, mientras que cuando no existe el tejido la onda sigue su curso y lo que se observa en la imagen es de color negro. Esto permite al médico o al técnico en ultrasonido visualizar y analizar el tejido y detectar cualquier anomalía que pueda estar presente, (3. principios de los ultrasonidos, 2002), en la siguiente representación (figura 3.9), se observa como la onda choca con la rodilla y se produce la imagen a partir de la onda reflejada.

Figura 3- 9 Interacción del transductor en la rodilla



Nota. Anillo Badía et al., 2008

3.9 Creación de la imagen

Las imágenes ecográficas se generan utilizando una matriz de elementos fotográficos que permiten la formación de la imagen. En el caso de las imágenes en escala de grises, la visualización se produce gracias a los ecos que regresan al transductor como píxeles (Médica, 2018).

El proceso de generación de la imagen comienza cuando se aplica un pulso eléctrico a los electrodos del cristal piezoeléctrico del transductor. Esta acción provoca una vibración que se transmite como un haz ultrasónico y que es transmitido y reflejado por los tejidos (Vargas et al., 2008).

Cuando la energía del haz ultrasónico regresa al transductor, se producen vibraciones en el cristal que se convierten en corriente eléctrica. Esta corriente eléctrica es amplificada y transformada en imágenes que son mostradas en el monitor de la máquina de ultrasonido (Augusto & Márquez, 2005).

3.10 Modalidades de ultrasonido

Existen tres modalidades para representar imágenes ultrasónicas, las cuales se representan en la tabla 3-1

Tabla 3- 1 Modalidades del ultrasonido

MODALIDADES DEL ULTRASONIDO		
MODO A	MODO M	MODO B
Es una técnica de imagenología médica y de	Es una técnica de diagnóstico por imágenes	Es una técnica de diagnóstico por imágenes que se utiliza para

diagnóstico que se utiliza para medir la amplitud de la señal de eco ultrasónico y se representa gráficamente en un eje de amplitud y profundidad.	que se utiliza para visualizar el movimiento de los tejidos o estructuras del cuerpo en tiempo real y se representa gráficamente en un eje de amplitud y tiempo.	producir imágenes en tiempo real del cuerpo humano. La información se registra mediante la técnica de eco de pulso y se utiliza para construir una imagen en escala de grises del área del cuerpo escaneada.
--	--	--

Nota. Díaz-Rodríguez et al., 2007

3.11 Técnicas de procesamiento digital de imágenes

Python es un lenguaje de programación, el cual integra herramientas y técnicas de cálculos numéricos, análisis de datos, desarrollo de aplicaciones que requieren una interfaz gráfica.

Este lenguaje es muy utilizado en el ámbito académico, laboral e investigativo en el campo de la ingeniería y ciencias de datos.

Python, es compatible con diversos softwares, maneja su propio lenguaje y posee una gran variedad de bibliotecas, en el caso de imágenes usa la librería OpenCV (Open Source Computer Vision Library), que proporciona un conjunto de funciones y herramientas para procesar y analizar las imágenes, algunas de ellas son:

- Carga y guardado de imágenes, manipulación de la imagen, detección de bordes, segmentación de objetos, eliminación de ruido, corrección de color, detección de

características, clasificación de imágenes, extracción de características, matplotlib, numpy, pillow, canvas, canny.

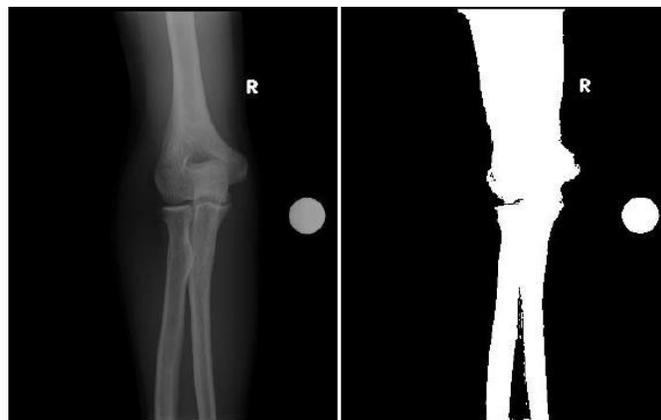
Un sistema de procesamiento está conformado (gráfico 3-1) de las siguientes etapas:

- Etapa de adquisición: El sistema debe poder obtener imágenes de una fuente de entrada, como una cámara o un archivo de imagen.

- Etapa de Procesamiento de imágenes: Etapa importante porque las imágenes que se utilizan a menudo pueden contener información no necesaria o ruido que pueden afectar el proceso de reconocimiento.

- Binarización: esta técnica implica la exploración sistemática de la imagen digital mediante un algoritmo que reduce la escala de grises a dos valores, lo que se logra mediante la iteración recursiva de un conjunto de instrucciones diseñadas para este propósito (Magro, 2013), ejemplo de binarización se representa en la figura 3.10.

Figura 3- 10 Ejemplo de resultado de binarización en una radiografía



Nota. Echemendia et al., 2012

La ecuación básica de binarización consiste en comparar cada pixel de la imagen con un umbral o valor límite y asignar un valor de 0 (negro) o 1

(blanco) según si el valor del pixel es menor o mayor que el umbral, respectivamente (Magro, 2013).

$$T = \begin{cases} 0, & \text{si } g(x,y) < t \\ 1, & \text{si } g(x,y) > t \end{cases} \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde, $g(x,y)$ es el valor del pixel en la posición (x,y) de la imagen en escala de grises, t es el umbral y T es la imagen.

- Segmentación: es un proceso de procesamiento de imágenes que implica la división de la imagen en regiones o objetos separados, de modo que cada región u objeto tenga características visuales o semánticas comunes. El objetivo principal de la segmentación de imágenes es identificar y aislar las regiones u objetos de interés en la imagen como representa la figura 3.11 (Tema 4: Segmentación de imágenes, 2012), la ecuación utilizada en segmentación es:

$$G[f(x,y)] = \begin{bmatrix} G_X \\ G_Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x,y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x,y) \end{bmatrix} \quad \text{Ecuación 2}$$

Las máscaras usadas son:

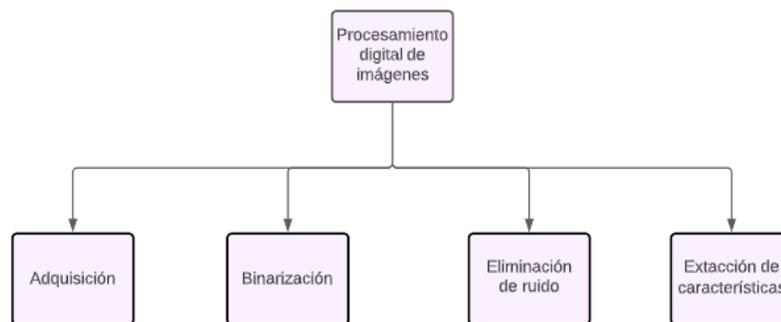
$$G_X = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_Y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Ecuación 3}$$

En donde la ecuación 2 representa el gradiente de una imagen en cualquier punto. En el presente trabajo se hace uso del operador Canny (figura 3.12) que tiene la tarea de suavizar la imagen eliminando ruido de la imagen desapareciendo falsos bordes (Canny, J. F, 1986), la ecuación 3 representa las

máscaras que utiliza este operador a base de Sobel (Extracción de Bordes; Operadores Sobel, Prewitt y Roberts, 2016).

- Extracción de características: Permite identificar las características de una imagen como tamaño, área, energía, entre otras.

Gráfico 3- 1 Sistema de procesamiento



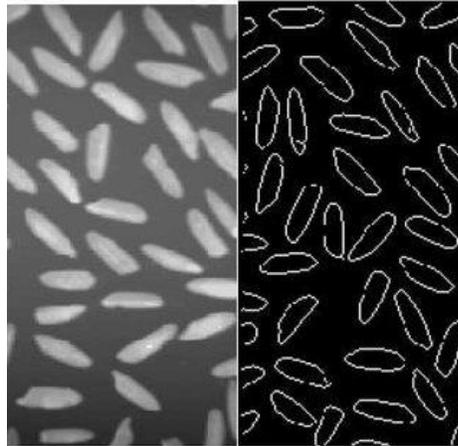
Nota. Elaboración propia

Figura 3- 11 Segmentación de una imagen



Nota. (Tema 4: Segmentación de imágenes, 2012)

Figura 3- 12 Operador Canny.



Nota. Rebaza, 2007

3.11.1 Operaciones morfológicas

Las operaciones morfológicas son un conjunto de técnicas utilizadas en el procesamiento de imágenes para manipular la forma y la estructura de los objetos en una imagen (Tema 5: Morfología, 2010). Estas técnicas se basan en la teoría matemática de la morfología matemática, que se enfoca en la estructura y la forma de los objetos.

3.11.2 Vecindad entre píxeles

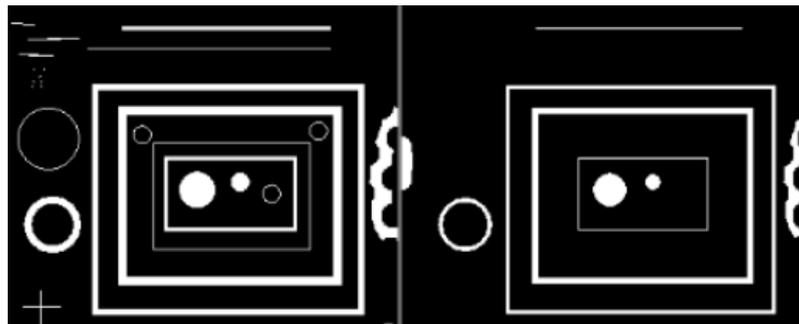
Se refiere a un conjunto de píxeles que están espacialmente cercanos a un píxel específico en una imagen. Esta noción de vecindad es fundamental en muchas técnicas de procesamiento de imágenes y permite analizar y manipular la información en la imagen en relación con sus píxeles circundantes (P. Pérez, 2018).

En el contexto del procesamiento de imágenes, la vecindad de píxeles se utiliza para aplicar filtros, realizar operaciones morfológicas y detección de bordes (Alejandro & Amaro, 2012).

3.11.3 Erosión

Esta operación morfológica es utilizada para reducir los bordes y características de una imagen, el efecto que crea este es reducir el tamaño de los objetos blancos en la imagen, eliminando pequeños detalles y bodes, además, también se puede utilizar para separar objetos conectados en la imagen. Ver figura 3.13

Figura 3- 13 Erosión de una imagen



Nota. Tipos de operaciones morfológicas - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina, 2019

3.11.4 Eliminación de ruido

Es un proceso que se utiliza para reducir la cantidad de información irrelevante en una imagen digital, mejorando así su calidad y claridad. El ruido puede ser causado por factores como la baja calidad de la cámara o la imagen, la falta de

iluminación, la interferencia electromagnética o cualquier otro tipo de perturbación que pueda afectar la calidad de la imagen (Pérez, 2016).

3.11.4.1 Filtro gaussiano

El filtro gaussiano es una técnica de suavizado de imágenes que utiliza una convolución con un kernel gaussiano para reducir el ruido y eliminar detalles no deseados en la imagen, mientras se preservan las características importantes (tema 2: procesamiento en el dominio espacial (parte 2), 2012). Ver figura 3.14

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad \text{Ecuación 4}$$

Máscara del filtro: $\frac{1}{213} *$

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

Ecuación 5

Figura 3- 14 Filtro gaussiano

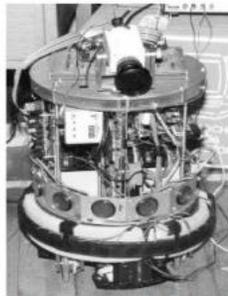


Imagen original



Filtro gaussiano

Nota. (tema 2: procesamiento en el dominio espacial (parte 2), 2012)

3.11.5 Energía y entropía

Energía: se refiere a una medida que indica la cantidad de información o contenido presente en una imagen. La energía de una imagen está relacionada con la magnitud de los píxeles y su distribución en la imagen (Madrid-Herrera et al., 2018).

En el procesamiento de imágenes, la energía de una imagen se puede calcular utilizando diferentes técnicas. Una de las formas comunes de calcular la energía de una imagen es mediante la suma de los cuadrados de los valores de intensidad de los píxeles en la imagen (Madrid-Herrera et al., 2018). Matemáticamente, se calcula de la siguiente manera (ecuación 6):

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j))^2 \quad \text{Ecuación 6}$$

Donde $I(i, j)$, es la intensidad del pixel en la posición (i, j) de la imagen, M es el número de filas de la imagen y N es el número de columnas de la imagen.

Entropía: se utiliza como una medida de la variabilidad o complejidad de los niveles de intensidad de los píxeles en una imagen (Madrid-Herrera et al., 2018).

La entropía: se calcula mediante el cálculo de la distribución de probabilidad de los niveles de intensidad en la imagen y aplicando la fórmula de entropía correspondiente. Cuanto mayor sea la variabilidad de los niveles de intensidad en la imagen, mayor será la entropía, lo que indica una mayor incertidumbre o complejidad en la imagen (Madrid-Herrera et al., 2018).

La fórmula general (ecuación 7) para calcular la entropía de una imagen discreta en escala de grises se puede expresar como:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \quad \text{Ecuación 7}$$

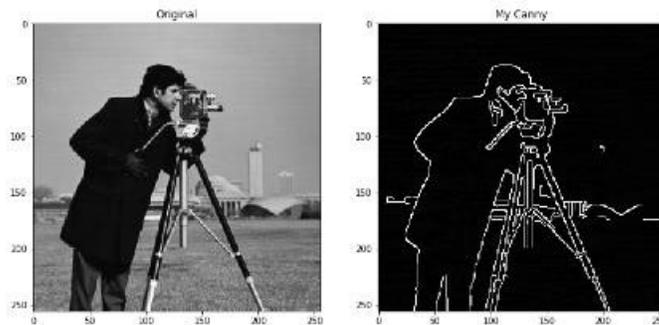
Donde H representa la entropía de la imagen, $p(i)$ es la probabilidad de ocurrencia del nivel de intensidad i y L es el número de niveles de intensidad en la imagen.

3.11.6 Detección de bordes

Filtro Canny: es un método de detección de bordes que utiliza una combinación de filtros de derivadas, suavizado y eliminación de bordes falsos para producir bordes precisos y bien definidos en una imagen (ver figura 3.15) (Paguay & Urgiles Ortiz, 2012) y la ecuación 8 representa su modelo matemático, siendo $f(x,y)$ la imagen, n la dirección definida por el ángulo θ y ∂ es el *grainte* en R,G, B.

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial n} = \begin{bmatrix} \nabla R(x,y) * n \\ \nabla G(x,y) * n \\ \nabla B(x,y) * n \end{bmatrix}; n = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix} \quad \text{Ecuación 8}$$

Figura 3- 15 Filtro Canny en una imagen



Nota. “Canny Edge Detector, Hough Transform, LineSegmentDetector and CamScanner clone”, 2020

3.11.7 Adelgazamiento

Es una técnica morfológica que se utiliza para reducir los objetos o líneas en una imagen binaria hasta que se convierten en esqueletos, conservando la topología original (Zhang, T. Y., & Suen, C. Y., 1984).

3.12 Electromiografía

La electromiografía (EMG) es una valiosa técnica que nos permite captar, registrar y analizar las señales eléctricas generadas por nuestros músculos. Estas señales son el resultado de diversas fluctuaciones fisiológicas que tienen lugar en las membranas de las fibras musculares.

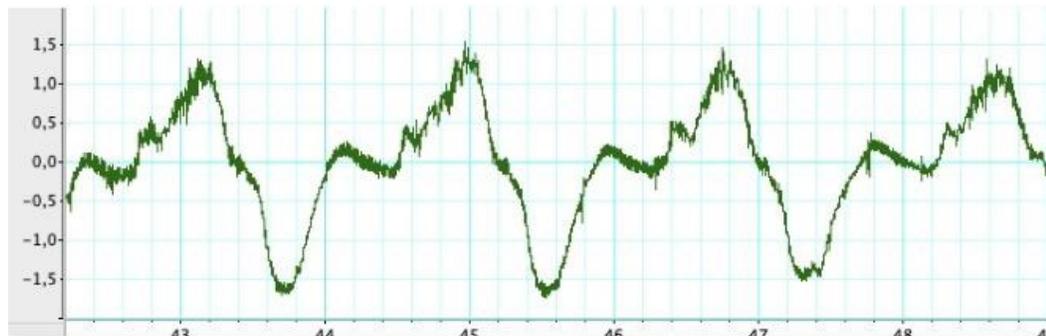
Para llevar a cabo este procedimiento, se utilizan electrodos que pueden ser de dos tipos: electrodos de superficie o electrodos de aguja. Los electrodos de superficie se colocan sobre la piel en las áreas específicas del músculo que se desea estudiar, mientras que los electrodos de aguja son delicadamente insertados dentro de la piel para una mayor precisión en la captación de las señales musculares.

Una vez colocados los electrodos, la electromiografía nos brinda la capacidad de analizar minuciosamente el estado de los músculos. Con esta información, los profesionales de la salud pueden realizar diagnósticos precisos y evaluar la función muscular de los pacientes.

Gracias a la electromiografía, se obtiene una visión más completa del rendimiento muscular y se pueden identificar posibles irregularidades o patologías que afecten al sistema muscular. Esta valiosa técnica se ha convertido en una herramienta fundamental en el ámbito

médico, deportivo y de rehabilitación, permitiendo una mejor comprensión de la actividad muscular y facilitando el diseño de estrategias terapéuticas y de mejora del rendimiento. (Angarita, 2009). Ver figura 3.16.

Figura 3- 16 Representación de una señal de electromiografía



Nota. Señal electromiográfica a través de LabChart.

3.13 Técnicas de procesamiento de señales

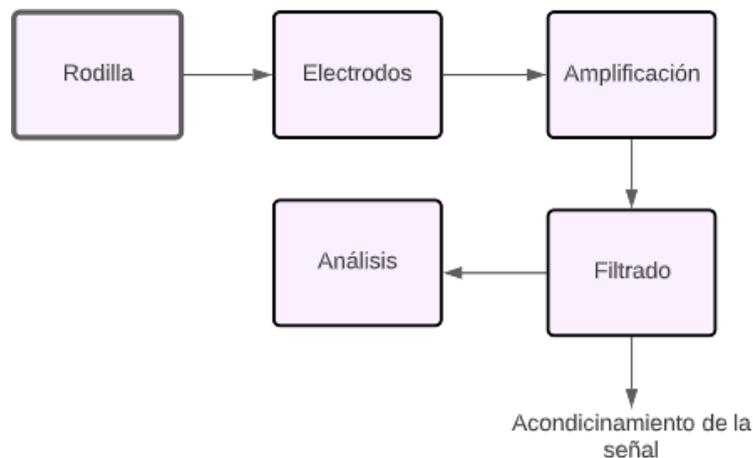
Para el procesamiento de las señales mioeléctricas es necesario tener en cuenta diferentes etapas, empezando por la etapa de adquisición de la señal por medio de los electrodos de superficie, en esta etapa la señal adquirida es de una intensidad baja para lo cual entra la etapa de amplificación, seguidamente se procede a filtrar la señal porque esta tiene ruido y como resultado la señal sea apta para que permita realizar el respectivo análisis, las etapas se pueden apreciar en el gráfico 3-2.

En Python existen varias herramientas y bibliotecas que son útiles en el procesamiento de señales, como:

- Numpy: Se puede trabajar con matrices, arreglos numéricos
- Scipy: Herramienta para el filtrado de las señales

- Pandas: Biblioteca usada en el análisis de datos cuando se trabaja con una gran cantidad de datos
- Matplotlib: Para visualizar señales y datos

Gráfico 3- 2 Diagrama de bloques para adquisición de señales EMG



Nota. Elaboración propia

3.13.1 Amplificar la señal

La amplificación de señal EMG se refiere al proceso de aumentar la amplitud de una señal electromiográfica (EMG) para que pueda ser mejor detectada y analizada. Matemáticamente (Gila et al., 2009), la amplificación de señal EMG se puede describir utilizando la siguiente fórmula:

$$v_{out} = v_{in} * Gain \quad \text{Ecuación 7}$$

Donde, v_{out} es la señal de salida amplificada, v_{in} es la señal de entrada original y Gain es el factor de ganancia de la amplificación.

El factor de ganancia, o simplemente "ganancia", es un número que indica cuánto se amplifica la señal EMG de entrada. Por ejemplo, si el valor de la ganancia es de 10, la señal EMG de entrada se amplificará 10 veces más. Por lo tanto, si la señal de entrada original tiene una amplitud de 1 mV, la señal de salida amplificada tendrá una amplitud de 10 mV (Gila et al., 2009).

El valor de la ganancia se puede ajustar mediante un amplificador de instrumentación, que es un tipo de amplificador que se utiliza comúnmente en la amplificación de señales EMG. Este amplificador tiene una entrada diferencial que permite la medición de la diferencia de voltaje entre dos electrodos de registro EMG, y una salida amplificada que refleja esta diferencia de voltaje (Gila et al., 2009).

3.13.2 Filtro pasa bajas

Un filtro pasa bajas de señal EMG es un tipo de filtro que se utiliza para eliminar las frecuencias altas no deseadas en una señal electromiográfica (EMG), dejando pasar las frecuencias bajas de interés. Matemáticamente (Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, 2005), el filtro pasa bajas se puede describir utilizando la siguiente fórmula:

$$v_{out} = v_{in} * H(f) \quad \text{Ecuación 9}$$

Donde, v_{out} es la señal de salida filtrada, v_{in} es la señal de entrada original y $H(f)$ es la función de transferencia del filtro, que representa la relación entre la amplitud de la señal de entrada y la amplitud de la señal de salida en función de la frecuencia (Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, 2005).

La función de transferencia del filtro se puede expresar en términos de la frecuencia como:

$$H(f) = \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^n\right)} \quad \text{Ecuación 10}$$

Donde, f es la frecuencia de la señal, f_c es la frecuencia de corte del filtro, que es la frecuencia a la cual la amplitud de la señal se atenúa en un 3dB, n es el orden del filtro, que determina la rapidez de la atenuación de la señal a medida que la frecuencia aumenta.

Cuanto mayor sea el orden del filtro, mayor será la rapidez de atenuación de la señal a medida que la frecuencia aumenta. El orden del filtro se puede ajustar para adaptarse a las necesidades específicas de la señal EMG que se está filtrando (Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, 2005).

3.13.3 Filtro pasa altas

Un filtro pasa altas de señal EMG es un tipo de filtro que se utiliza para eliminar las frecuencias bajas no deseadas en una señal electromiográfica (EMG), dejando pasar las frecuencias altas de interés (Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, 2005). Matemáticamente, el filtro pasa altas se puede describir utilizando la siguiente fórmula:

$$v_{out} = v_{in} * H(f) \quad \text{Ecuación 11}$$

Donde, v_{out} es la señal de salida filtrada, v_{in} es la señal de entrada original y $H(f)$ es la función de transferencia del filtro, que representa la relación entre la amplitud de la señal de entrada y la amplitud de la señal de salida en función de la frecuencia (Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, 2005).

3.13.4 Normalización

La normalización de la señal de una señal electromiográfica (EMG) es un proceso matemático que se utiliza para eliminar la variabilidad en la amplitud de la señal debido a la variación de la fuerza muscular o la colocación del electrodo. El objetivo de la normalización es permitir una comparación precisa de la señal EMG entre diferentes sujetos, músculos y contracciones. Una forma común de normalización es la normalización por amplitud pico (NAP) (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018), que se describe matemáticamente como:

$$NAP_{(t)} = \frac{X_{(t)}}{X_{pico}} \quad \text{Ecuación 12}$$

Donde, $NAP_{(t)}$ es el valor normalizado de la señal EMG en el tiempo t , $X_{(t)}$, es el valor de la señal EMG en el tiempo t y X_{pico} es el valor pico de la señal EMG en la ventana de análisis (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018).

El valor pico de la señal EMG se determina típicamente en una ventana de análisis específica, como el tiempo de contracción máxima o un tiempo predefinido después del inicio de la contracción. Luego, la señal EMG se normaliza dividiendo cada valor en la señal por el valor pico (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018).

Otra forma común de normalización es la normalización por amplitud RMS (NARMS) (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018), que se describe matemáticamente:

$$NARMS_{(t)} = \frac{X_{(t)}}{RMS} \quad \text{Ecuación 13}$$

Donde, $NARMS_{(t)}$ es el valor normalizado de la señal EMG en el tiempo t , $X_{(t)}$ es el valor de la señal EMG en el tiempo t y RMS es el valor eficaz de la señal EMG en la ventana de análisis (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018).

El valor RMS de la señal EMG se determina típicamente en la misma ventana de análisis que se utiliza para el cálculo del valor pico. La señal EMG se normaliza dividiendo cada valor en la señal por el valor RMS (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018).

3.13.5 Parámetros

La extracción de características de diagnóstico es un proceso importante en el análisis de señales electromiográficas (EMG) que permite cuantificar la información contenida en la señal para su posterior procesamiento y análisis. Entre los parámetros de extracción de características de diagnóstico utilizados en la señal EMG se encuentran (Durán Acevedo & Jaimes Mogollón, 2013).

3.13.5.1 Parámetros espectrales

Los parámetros espectrales implican el análisis de la señal EMG en el dominio de la frecuencia. El espectro de frecuencia proporciona información sobre la distribución de

energía de la señal EMG en diferentes frecuencias. La frecuencia dominante es la frecuencia que tiene la mayor energía en la señal EMG. El ancho de banda representa la extensión en frecuencia que contiene la mayor parte de la energía de la señal. La frecuencia media es la frecuencia promedio ponderada de la señal EMG. La energía espectral es la cantidad de energía en cada frecuencia de la señal EMG y se puede utilizar para evaluar la actividad muscular y la fatiga.

3.13.5.2 Parámetros temporales

Los parámetros temporales se utilizan para evaluar la duración de la contracción muscular, el tiempo de activación y la latencia muscular. La duración de la contracción muscular se refiere al tiempo que la señal EMG está por encima de un umbral específico y se puede utilizar para evaluar la fuerza y la fatiga muscular. El tiempo de activación es el tiempo que transcurre desde el inicio de la contracción muscular hasta que se alcanza el pico de la señal EMG. La latencia muscular se refiere al tiempo que transcurre desde el estímulo hasta el inicio de la contracción muscular, y puede utilizarse para evaluar la función neuromuscular.

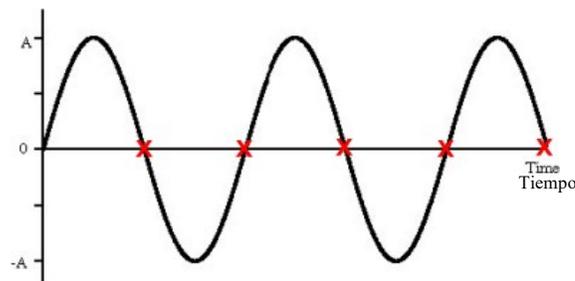
3.13.5.3 Parámetros de frecuencia

Los parámetros de frecuencia incluyen el análisis de la frecuencia de la señal EMG, como la frecuencia de pico, la frecuencia media y la frecuencia de corte. La frecuencia de pico se refiere a la frecuencia en la que se produce el máximo de energía en la señal EMG. La frecuencia media es la frecuencia promedio ponderada de la señal EMG y puede utilizarse para evaluar la actividad muscular y la fatiga. La frecuencia de corte se refiere a la frecuencia por encima de la cual la señal EMG se considera ruido y se descarta.

3.13.5.4 Parámetros de cruces por cero

Los parámetros de cruces por cero se utilizan para cuantificar el número de veces que la señal EMG cruza el eje horizontal (figura 3.17). La cantidad de cruces por cero proporciona información sobre el nivel de actividad muscular y la sincronización muscular. Un mayor número de cruces por cero indica una mayor actividad muscular y una mayor sincronización entre las unidades motoras.

Figura 3- 17 Cruces por cero de una señal.

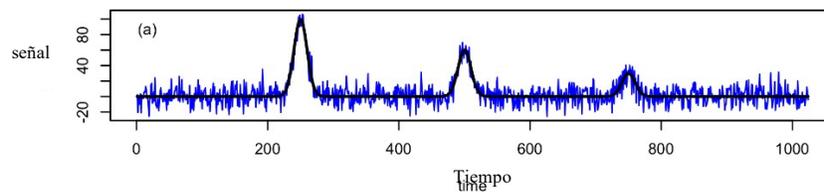


Nota. *Zero crossing detection*, 2016, donde el eje x representa el tiempo y el eje y representa la amplitud de la señal.

3.13.5.5 Relación señal ruido

La relación señal ruido es un parámetro importante para evaluar la calidad de la señal EMG (figura 3-18). Se expresa como la relación entre la amplitud de la señal EMG y el ruido de fondo en la señal. Una relación señal ruido alta indica una señal de alta calidad, mientras que una relación señal ruido baja puede indicar una mala calidad de la señal EMG debido a interferencias externas o a una mala colocación de los electrodos.

Figura 3- 18 Relación señal ruido



Nota. David Harvey DePauw University, 2022, donde la señal azul es el ruido y la señal negra que se resalta es la señal real, sin interferencia del ruido.

3.14 Curtosis

Es una medida estadística que se utiliza para evaluar la forma de la distribución de una variable aleatoria. En el contexto de una señal EMG (electromiográfica), la curtosis se refiere a una medida de la forma de la distribución de la amplitud de la señal.

La curtosis se calcula como la media de los valores elevados a la cuarta potencia, normalizados por la desviación estándar elevada a la cuarta potencia, como se muestra en la ecuación 14:

$$Kurtosis = \frac{1}{N} * \frac{\sum(x_i - x_{mean})^4}{\sigma^4} \quad \text{Ecuación 14}$$

Donde, N es el número de muestras en la señal, x_i es el valor de la señal en la muestra i , x_{mean} es la media de la señal, y σ es la desviación estándar de la señal.

La curtosis es una medida de la "peakedness" o "afilamiento" de la distribución de la amplitud de la señal EMG. Si la curtosis es positiva, la distribución es más "afilada" o tiene una mayor concentración de valores en torno a la media. Si la curtosis es negativa, la distribución es más aplanada o tiene una menor concentración de valores en torno a la media.

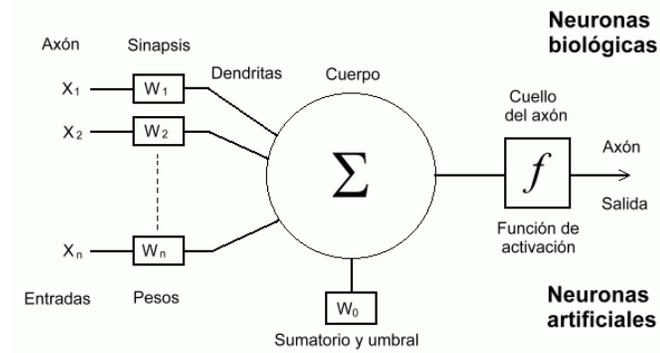
En el contexto de una señal EMG, una curtosis alta indica que la señal tiene picos más altos y más prominentes, lo que puede indicar la presencia de espasmos musculares o de actividad muscular anormal. Por otro lado, una curtosis baja indica una distribución de la amplitud más uniforme y puede indicar una actividad muscular más suave y controlada. Es importante tener en cuenta que la interpretación de la curtosis depende del contexto y de la señal EMG específica que se está analizando.

3.15 Redes neuronales

Las redes neuronales son un tipo de modelo utilizado en el campo del machine learning (aprendizaje automático). El machine learning es una disciplina de la inteligencia artificial que se enfoca en desarrollar algoritmos y modelos que permiten a las computadoras aprender y tomar decisiones basadas en datos (Techtalks, 2019).

Las redes neuronales son un tipo de modelo de aprendizaje automático inspirado en el cerebro humano. Estas redes consisten en capas de neuronas interconectadas que procesan la información y aprenden a través de la retroalimentación. A medida que la red procesa datos de entrenamiento, los pesos de las conexiones se ajustan para mejorar la precisión de las predicciones de la red. Ver la figura 3.19

Figura 3- 19 Estructura de una red neuronal artificial

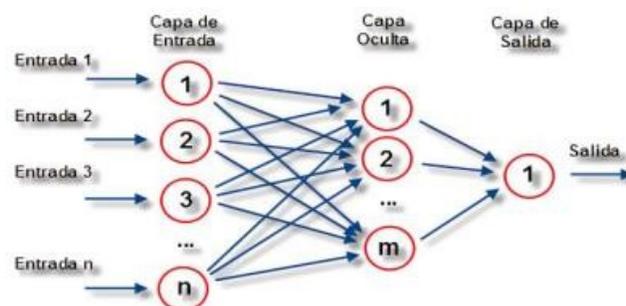


Nota. German, 23015.

3.16 Arquitectura de la red neuronal

Las arquitecturas de redes neuronales se refieren a la estructura y organización de las neuronas y sus conexiones en una red. Las arquitecturas pueden variar ampliamente dependiendo del tipo de problema que se está resolviendo y de la complejidad del conjunto de datos. Algunas de las arquitecturas más comunes incluyen redes neuronales feedforward, redes neuronales recurrentes y redes neuronales convolucionales. Cada arquitectura tiene sus propias características y se adapta mejor a ciertos tipos de problemas. Las redes neuronales son una herramienta poderosa para el aprendizaje automático y la inteligencia artificial debido a su capacidad para aprender patrones complejos y realizar tareas de manera eficiente. Ver figura 3-20

Figura 3- 20 Arquitectura de red neuronal



Nota. Gidahatari, 2014

4. Materiales y métodos

4.1 Componentes del sistema

4.1.1 Sonda lineal de ultrasonido

La sonda lineal de ultrasonido de uso médico modelo SP-L01, fabricada por la compañía Interson; es un dispositivo utilizado en la obtención de imágenes médicas de alta calidad. Esta sonda es un componente clave de un sistema de ultrasonido y se utiliza para producir imágenes en tiempo real de tejidos blandos, vasos sanguíneos y órganos internos, contando con un ancho de banda de 5 MHz a 10 MHz y un rango de profundidad de 0.1 a 10 cm, cabe decir que este dispositivo es regulado por la Administración de Alimentos y Medicamentos de los Estados Unidos (FDA 510). Véase en l figura 4-1

Figura 4- 1 Sonda Lineal de Ultrasonido SP- L01



Nota. Interson Corporation

A continuación, se presenta las especificaciones técnicas que tiene la sonda de ultrasonido (tabla 4-1)

Tabla 4- 1 Especificaciones técnicas

ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LA SONDA LINEAL DE ULTRASONIDO	
Número de Modelo	99-7901
Rango de Profundidad	0.1 - 10 cm
Enfoque	Dinámico en el rango de la profundidad
Pulso de Frecuencia	5 - 10 MHz
Contacto con Paciente	38 milímetros
Cable	USB 2.0
Tamaño	58 mm x 142 mm
Peso	80 gr
Regulación	FDA 510(k)
Requerimientos	OS: Windows 7,8,10 Procesador RAM: 2 GHz / 4 MB

Nota. Interson Corporation

4.1.2 Computador portátil

Cuenta con procesador Intel Core i5-10300H (2.50GHz 2.50 GHz), memoria RAM de 8GB DDR4, resolución de 1920x1080 px, tarjeta gráfica NVIDIA GeForce GTX

1650, disco duro 512 GB, memoria de videos de 4GB DDR6, tipo de sistema operativo de 64 bits, procesador x64, este es el equipo en el cual se monta y ejecuta todo el software.

4.1.3 Gel conductor

Es un tipo de conductor utilizado durante el ultrasonido, el cual se esparce sobre la piel del paciente antes de iniciar a usar el transductor, que es el dispositivo que hace posible enviar y recibir las ondas sonoras, formándose la imagen ecográfica, es importante recalcar que el uso de este gel es importante para captar los tejidos y que se vean con mejor claridad.

Ver tabla 4-2

Tabla 4- 2 Especificaciones técnicas gel conductor

ESPECIFICACIONES TECNICAS GEL.	
Aspecto	Líquido translucido viscoso
Olor	Inodoro
Gravedad específica	0.9 a 1.2
Turbidez	<10
pH(25°C)	6.5-10
Composición	Espesantes, emolientes, excipientes
Presentaciones	250,500,1000,19000 ml
Vida útil	36 meses
Equipos	Cavitación, ultrasonido, termoterapia, electro estimulación.
Solubilidad	Hidrosoluble
Viscosidad	33.280 cPs A 25°C

Nota. Ficha técnica -gel conductor, 2021

4.1.4 Electrodo de superficie

Son dispositivos que se adhieren a la piel de forma estratégica para medir la actividad eléctrica en el músculo de la rodilla en este caso y observar las falencias en la articulación. Ver figura 4-2.

Figura 4- 2 Electrodo de superficie



Nota. Elaboración propia

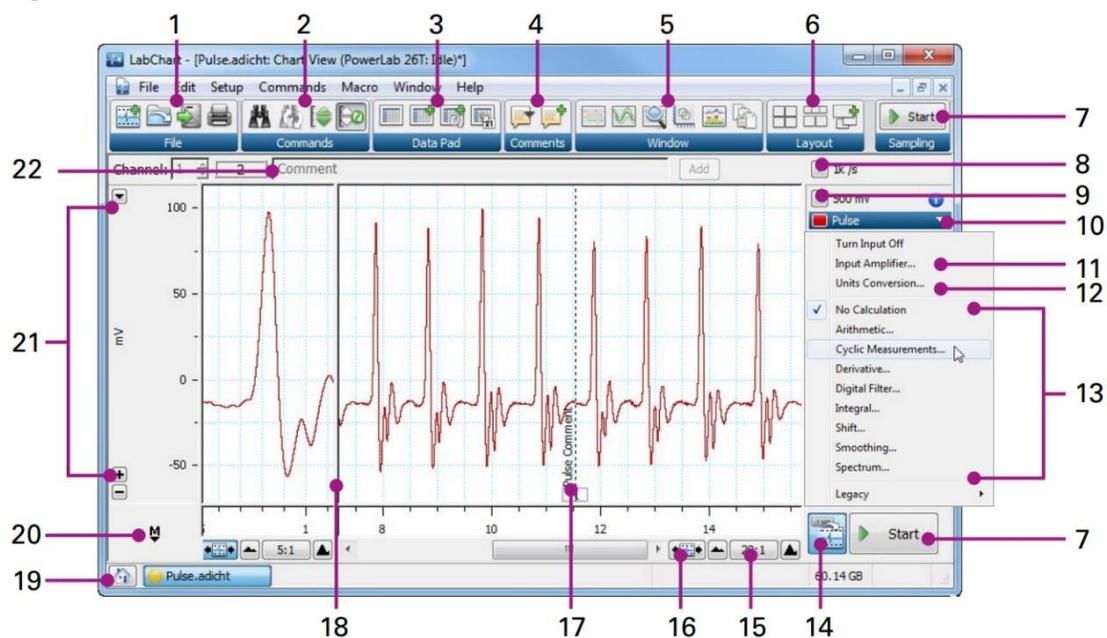
4.1.5 LabChart

Es un software de adquisición de datos y análisis de señales fisiológicas utilizado en investigaciones biomédicas y fisiológicas. Es desarrollado por ADInstruments, una compañía especializada en instrumentación y software para el estudio de la fisiología y la neurociencia.

LabChart permite la adquisición de datos en tiempo real de una amplia variedad de señales fisiológicas, como las de electromiografía (EMG), entre otros. Los datos pueden ser grabados, almacenados y se puede exportar para poder analizar después con los programas de preferencia como se muestra en la siguiente figura 4-3 (LabChart, 2020).

LabChart es un software esencial para la investigación biomédica y fisiológica, ya que permite la adquisición, almacenamiento y análisis de señales fisiológicas con alta precisión y eficiencia. Su capacidad para integrarse con diferentes equipos y herramientas de análisis lo convierte en una herramienta valiosa para cualquier investigador que desee llevar a cabo estudios rigurosos y precisos en fisiología y neurociencia (LabChart, 2020).

Figura 4- 3 Entorno de Labchart

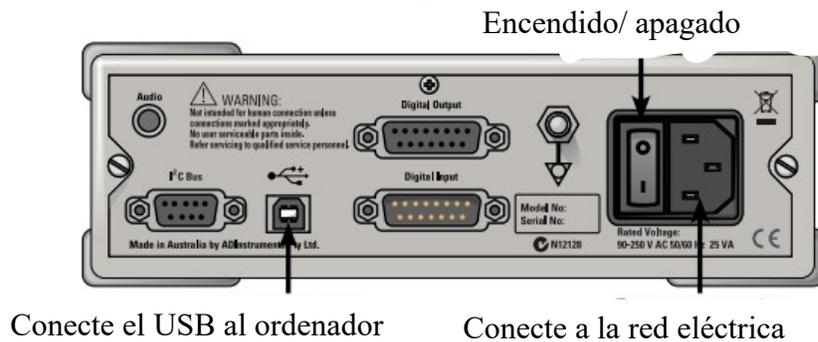


Nota. (LabChart, 2020). 1. Archivo, 2. Comandos, 3. Data Pad, 4. Comentarios, 5. Ventanas, 6. Disposición, 7. Inicio/Parada, 8. Frecuencia de muestreo, 9. Rango, 10. Menú emergente de funciones de canal, 11. Amplificador de entrada, 12. Conversión de unidades, 13. Cálculos de canal, 14. Grabar/Monitorizar, 15. Compresión del eje temporal, 16. Desplazamiento/Revisión, 17. Comentario, 18. Dividir Barra, 19. Centro de Bienvenida, 20. Marcador, 21. Escala, 22. Barra de comentarios.

Para la adquisición de la señal este sistema primero se debe configurar su hardware:

- Conecte el PowerLab a la red eléctrica (AC) mediante el cable de alimentación.
- Conecte el PowerLab a su ordenador utilizando el cable USB.
- Encienda el PowerLab mediante el interruptor situado en el panel posterior del módulo de adquisición de datos. Ver figura 4-4 y figura 4-5

Figura 4- 4 Módulo de adquisición de datos, vista superior



Nota. (LabChart, 2020)

Figura 4- 5 Módulo de adquisición de datos, vista posterior



Nota. Elaboración propia

Cuando se tiene lista la señal, se procede a guardar y exportar para hacer el respectivo procesamiento de señales en el lenguaje de programación deseado.

4.2 Método

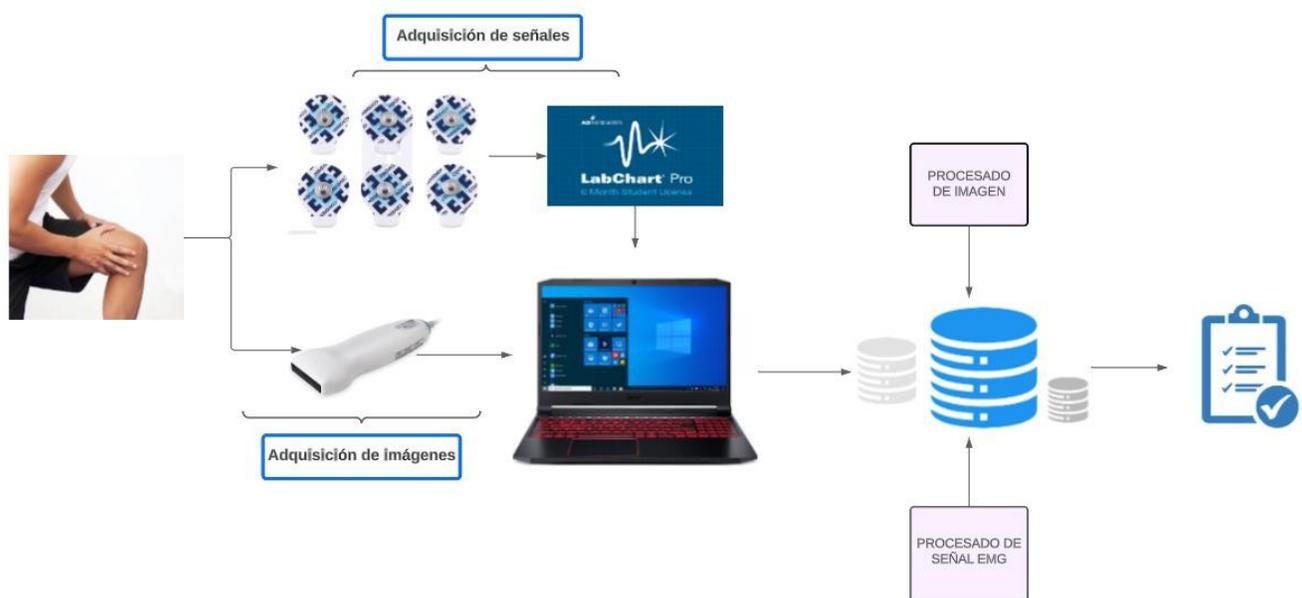
Este trabajo, se fundamenta en la aplicación de algoritmos computacionales para el tratamiento de imágenes ultrasónicas del ligamento cruzado anterior, a través de la adquisición de señales de radio frecuencia mediante la sonda ultrasónica Interson, adicionalmente se aplica algoritmos computacionales para el tratamiento de señales biológicas como es la electromiografía, que se obtienen mediante las señales eléctricas a través de los electrodos, con el fin de encontrar características principales de dicho ligamento para las personas que sufran de alguna anomalía y de esta manera generar una herramienta que contribuya a los procesos de localización del LCA.

4.2.1 Descripción del programa

Se hace un análisis sobre la imagen seleccionada y el software mediante algoritmos, usa diferentes métodos de procesamiento de imágenes los cuales implican filtrado, binarización (gráfico 3-1), etc. Cada imagen posee características que se convierten en valores los cuales son usados para su respectiva interpretación y determinar los resultados, adicionalmente se encuentra la valoración mediante electromiografía, que de esta se obtienen señales que serán pre- procesadas para eliminar el ruido de la señal y continua a un procesamiento el cual nos ayuda a la extracción de características que gracias a estas se someten a la interpretación y determinación de resultados(gráfico 3-2).

En la figura 4-6, se aprecia un diagrama de la interconexión de los entre la sonda Interson, el sistema de electromiografía (electrodos, LabChart) y el tratamiento de señales e imágenes, dicho tratamiento arroja valores que son útiles para el análisis del LCA.

Figura 4- 6 Interconexión de componentes

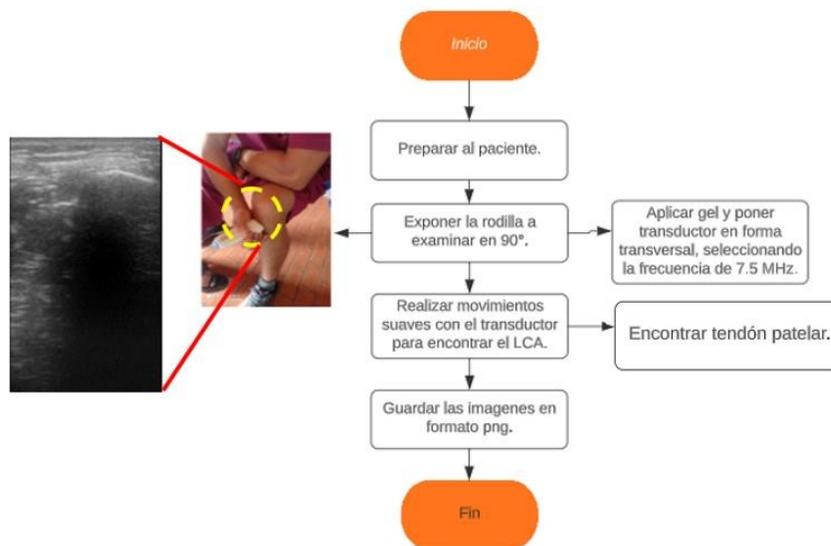


Nota. Elaboración propia.

Con la sonda de ultrasonido en la rodilla de forma transversal se adquiere la imagen ecográfica (gráfico 4-1) en donde se realiza el debido procesamiento de la imagen para obtener medidas de longitud, área y entropía, estos resultados numéricos son los que se almacenan en un archivo con extensión. CSV, dicho archivo representa nuestra base de datos y con estos se entrena la red neuronal, en el caso de la electromiografía se posiciona los respectivos electrodos y la señal se la capta mediante el software Labchart (gráfico 4-2), dichas señales también se procesan y se obtiene valores numéricos de los cruces por cero, varianza, curtosis, desviación estándar, entre otros parámetros, estos se almacenan en un

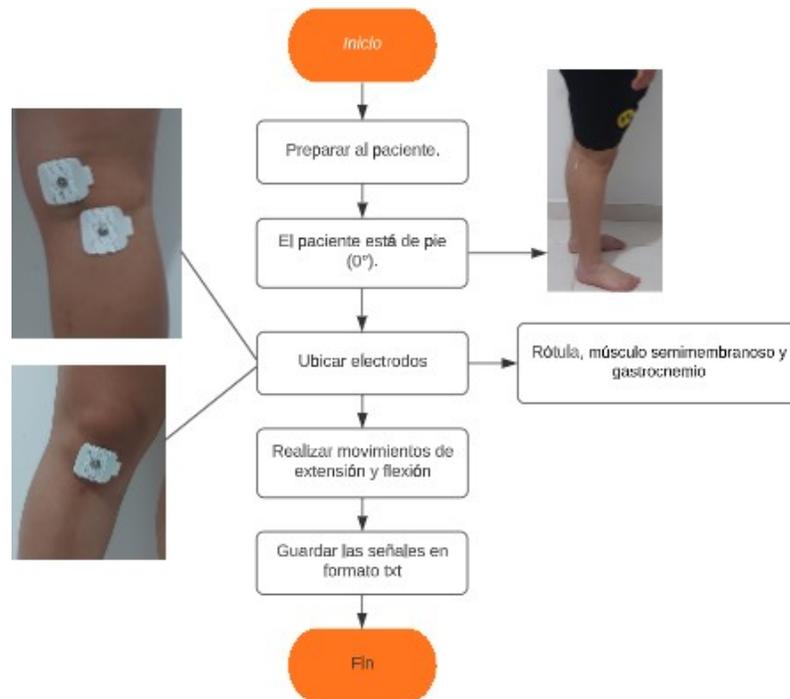
archivo con extensión .CSV, el cual nos ayuda a entrenar la red neuronal y una vez entrenada la red, esta es la encargada de que el sistema haga la predicción del LCA. En el anexo 1 se puede encontrar la tabla (CSV) con los valores numéricos obtenidos de las características extraídas en señales e imágenes.

Gráfico 4- 1 Adquisición de imágenes con la sonda Interson.



Nota. Elaboración propia.

Gráfico 4- 2 Adquisición de señales electromiográficas.



Nota. Elaboración propia.

4.3 Procedimientos y desarrollo

4.3.1 Tipo de estudio

Es un estudio de tipo experimental, para determinar la fiabilidad del algoritmo sobre señales e imágenes ecográficas recolectadas en pacientes con ligamento cruzado anterior roto o sano.

4.3.2 Recolección de datos

Las señales recolectadas se obtienen mediante el software de adquisición Labchart y las imágenes recolectadas se adquieren mediante la sonda de ultrasonido SP- L01 contando con

aproximadamente 24 pacientes; 12 hombres y 12 mujeres entre la edad de 20 a 52 años, dentro de los cuales se encuentran pacientes sanos y patológicos.

- Para el proceso de la adquisición de las imágenes (gráfico 4-1) de los pacientes se debe considerar un protocolo que se representa en la figura 4-7, en donde el paciente se encuentra sentado con la rodilla en 90° , se optó por esta posición porque al realizar la exploración con la sonda lineal Interson con una frecuencia de 7.5 MHz y el gel sobre la rodilla, se aprecia una vista clara con la guía de la ubicación del tendón patelar que es clave para encontrar el LCA, se llega a esta consideración gracias a un experto en el área que nos colaboró y enseñó a identificar el LCA; en cada paciente se realiza la toma de 3 imágenes ecográficas tanto en la rodilla izquierda como en la derecha, cabe resaltar que en la colecta de imágenes se considera un grupo de pacientes sanos y pacientes que tienen el LCA roto, con el fin de identificar y comprobar la longitud de este con el valor reportado en la literatura, igualmente para la energía y entropía de las imágenes y tener un consenso de valores normales y atípicos.

Finalmente, el formato para guardar las imágenes es en formato .png.

Figura 4- 7 Protocolo de posicionamiento del paciente para la toma de la imagen ecográfica.

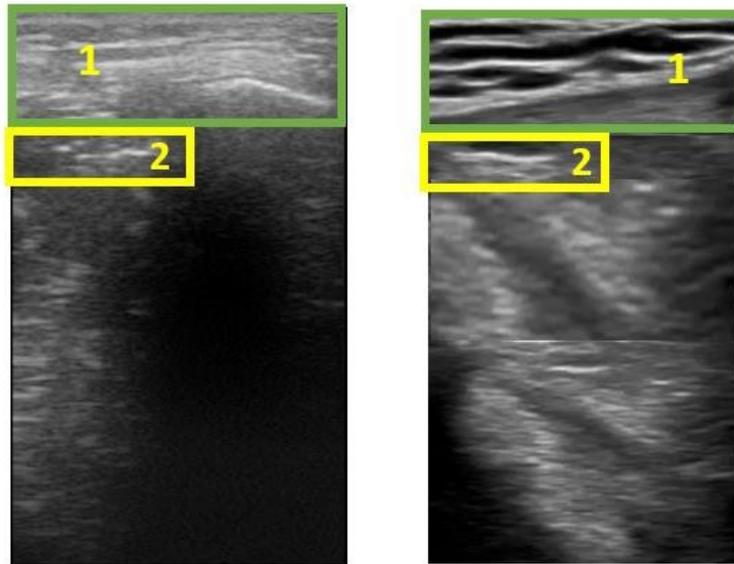


Nota. Elaboración propia.

Un ejemplo de la calidad de imagen captada por la sonda ultrasónica se puede observar en la figura 4-8 y se realiza la comparación entre la imagen ecogénica captada por la sonda Interson con la imagen ecográfica de una literatura y se observa que el LCA que fue captado por la sonda Interson es semejante y difiere en como los tejidos se ven más nítidos, con bordes más definidos, pero esto se debe a que la imagen de la literatura es captada con otra frecuencia, con mayor alcance y con un equipo más avanzado capaz de mostrar imágenes con mejor nitidez.

También, se encuentran unos recuadros de color verde, que indica el tendón patelar y el de color amarillo representa el LCA

Figura 4- 8 Ejemplo de imagen ecográfica captada por la sonda Interson del LCA (izquierda) y la imagen ecográfica de la literatura (derecha)



Nota. Elaboración propia. 1 representa el tendón patelar, 2 representa el LCA, la imagen izquierda captada por la sonda Interson y la imagen derecha obtenida a través de la literatura.

- Para la adquisición de las señales EMG se utiliza labchart y electrodos superficiales desechables. El paciente se encuentra sentado en posición de la rodilla en 0° para colocar los electrodos, el de referencia en la rótula, los otros dos electrodos se ubican en el músculo semimembranoso y gastrocnemio. A continuación, se le informa que debe realizar el ejercicio de extensión y flexión cada 3 segundos, manteniendo un reposo de igual duración. El ejercicio se repite cuatro veces, posteriormente, se guarda la señal en formato. mat.

En la figura 4-9, se muestra una señal de un paciente sano en comparación con la de un paciente que no tiene el LCA. La diferencia entre los dos gráficos presentados radica en la cantidad de actividad muscular registrada durante la realización de los ejercicios. En la señal patológica, se observa una mayor cantidad de picos eléctricos (spikes), representando

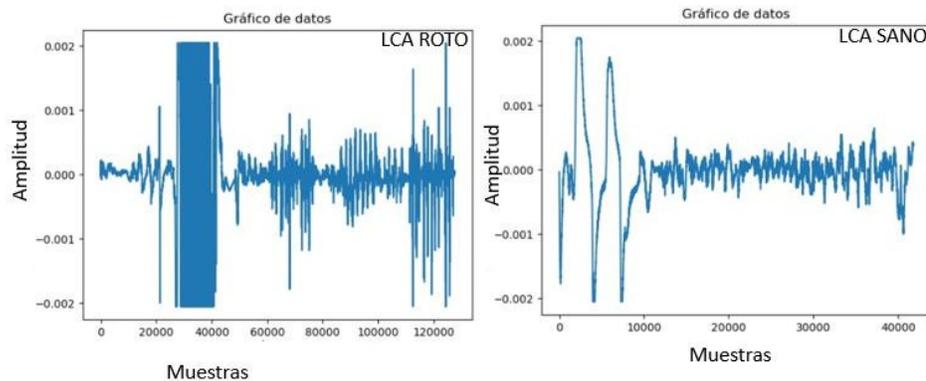
aproximadamente un 60% de la señal total, mientras que, en la señal no patológica, la cantidad de spikes es menor, alrededor del 40%.

Estos resultados sugieren que en la señal patológica se está produciendo un mayor esfuerzo muscular al ejecutar los ejercicios, lo que se refleja en una mayor actividad eléctrica en los músculos involucrados. Por otro lado, en la señal no patológica, se perciben fluctuaciones normales y no hay evidencia de esfuerzo excesivo.

Para el caso específico del LCA, los gráficos reflejan diferencias significativas en la ejecución de los ejercicios analizados. En el primer gráfico, se observan momentos con una menor amplitud de señal, lo que sugiere que en esos instantes se requiere un esfuerzo considerable para llevar a cabo los ejercicios. Esto podría indicar una variación en la intensidad o dificultad de los movimientos realizados por el LCA.

En cambio, el segundo gráfico muestra una fluctuación más constante de la señal, lo que sugiere que los ejercicios se llevan a cabo de manera más uniforme en términos de esfuerzo e intensidad. Es posible que, en este caso, el LCA mantenga un nivel más estable de rendimiento o que los ejercicios se realicen con una menor carga de trabajo en general.

Figura 4- 9 Paciente con LCA roto vs LCA sano

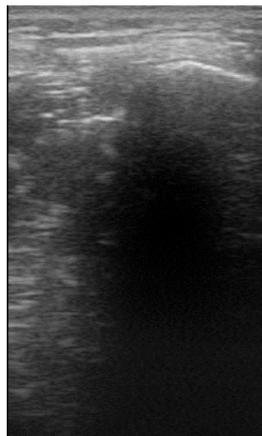


Nota. Elaboración propia, señal obtenida a través del software Python.

4.4 Procedimiento de extracción de características

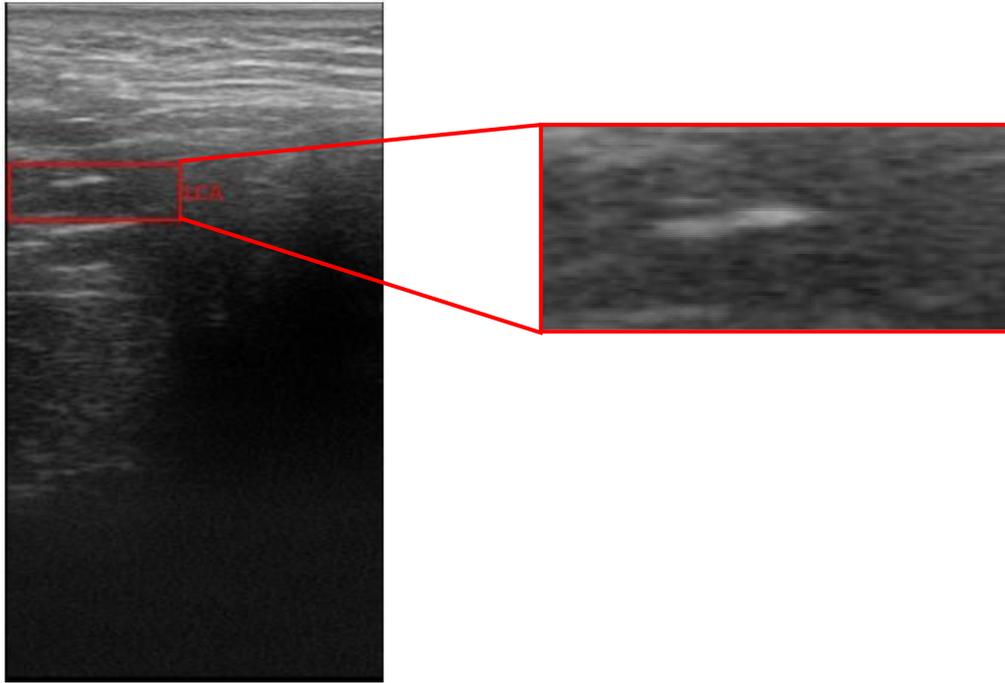
En primer lugar, se realiza la lectura de la imagen en formato .png (figura 4-10) para después almacenarla en una variable estándar para todo el código, después se realiza el cambio a escala de grises para que el complemento RGB no afecte, después se realiza un corte para que quede la región del LCA (figura 4-11) y los elementos de su alrededor no afecte, a la vez se realiza el cálculo de la

Figura 4- 10 Imagen del LCA en formato .png



Nota. Elaboración propia, obtenida del software Python.

Figura 4- 11 Imagen del LCA recortada y en escala de grises



Nota. Elaboración propia, imagen obtenida a través de Python.

Se procede a alterar la imagen original con top-hat, seguido de la técnica de K-nearest neighbors y filtro gaussiano para eliminar parte del ruido existente (figura 4-12) y así tener una imagen más limpia.

Figura 4- 12 Imagen con técnica de K -nearest neighbors y filtro gaussiano



Nota. Elaboración propia, imagen obtenida a través de Python.

Cuando se tiene la imagen limpia, se realiza la conversión de una imagen en escala de grises a una imagen binaria (figura 4-13),seguido de aplicar las operaciones morfológicas como erosión y adelgazamiento, después se realiza la segmentación de detección de contornos con el operador Canny (figura 4-14).

Figura 4- 13 Imagen del LCA binarizada.



Nota. Elaboración propia, imagen obtenida a través de Python.

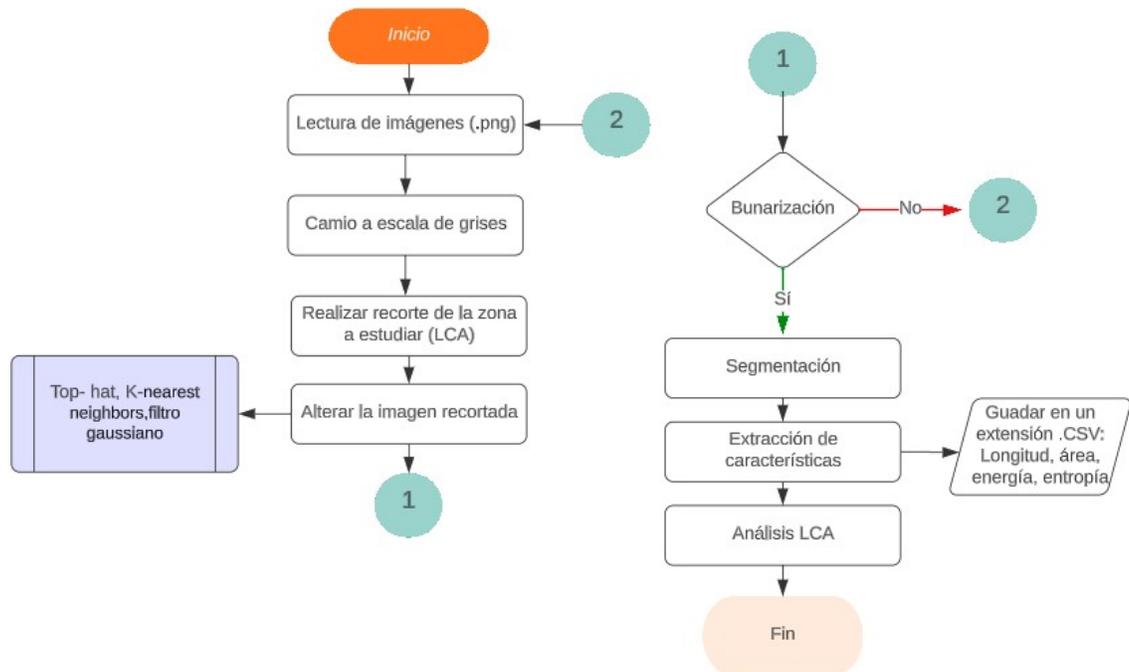
Figura 4- 14 Detección de contornos de LCA mediante Canny.



Nota. Elaboración propia, imagen obtenida a través de Python.

Finalmente se puede extraer las características que se guardan en un archivo CSV para posteriormente entrenar la red neuronal con estos datos y realizar el respectivo análisis del LCA. La figura 4-15, representa un diagrama de flujo simplificado de lo que se realiza para la extracción de características de la imagen.

Figura 4- 15 Diagrama de flujo de extracción de características para imágenes.



Nota. Elaboración propia.

Para el procesamiento de señales electromiográficas, se inicia con la lectura de archivos en formato .txt que contienen datos numéricos. Estos archivos provienen de las mediciones realizadas y necesitan ser normalizados y amplificados antes de ser utilizados en el análisis (normalización y amplificación son necesarios para ajustar los valores dentro de un rango específico y resaltar características importantes en la señal, respectivamente).

Una vez que los datos están preparados, se aplican diferentes filtros para mejorar la calidad de la señal. Se tiene en cuenta la frecuencia de muestreo, que es de 1000 Hz, obtenida directamente del equipo LabChart, lo que nos permite aplicar filtros específicos para filtrar el ruido no deseado y las frecuencias indeseables. Los filtros utilizados son el filtro Butterworth de orden 4, seguido por un filtro pasa altas y finalmente un filtro pasa bajas.

Estos filtros permiten eliminar componentes no deseados de la señal y resaltar las características relevantes para el análisis posterior.

Después de aplicar los filtros, se realiza una segmentación de la señal. Cada segmento contiene un máximo de 20 segmentos por cada 100 muestras de la señal procesada. Esta segmentación permite dividir la señal en partes más manejables y ayuda a estudiar diferentes aspectos de la señal.

Para realizar un análisis completo de la señal, se calculan diversos parámetros en cada uno de los segmentos. Estos parámetros son:

1. Zero Crossing Rate (ZCR): El ZCR proporciona información sobre la frecuencia de cambios en la señal electromiográfica. En el caso de LCA, las alteraciones en la actividad muscular pueden llevar a cambios en la frecuencia de contracción y relajación muscular, lo que puede ser relevante para detectar patrones anormales o excesivas repeticiones de movimientos que puedan contribuir al desarrollo de LCA.
2. Valor Absoluto: Al analizar el valor absoluto de la señal, se eliminan los valores negativos, lo que puede ser útil para enfocarse en la magnitud de la actividad muscular sin tener en cuenta la dirección del movimiento. Esto puede ayudar a identificar picos de actividad muscular, que podrían estar relacionados con acciones específicas que aumentan la carga en ciertos músculos y podrían ser indicativos de LCA.
3. Root Mean Square (RMS): El RMS proporciona una medida de la amplitud eficaz de la señal, lo que puede ser valioso para evaluar la intensidad de la actividad muscular. En el análisis de LCA, es importante identificar cambios en la intensidad de la actividad muscular, ya que movimientos repetitivos y excesivos pueden llevar a una mayor carga en los músculos, aumentando el riesgo de desarrollar lesiones.

4. Curtosis: La curtosis evalúa la forma de la distribución de los datos. Una curtosis alta indica que los datos están más concentrados alrededor de la media, lo que podría indicar una actividad muscular más repetitiva y específica. En el contexto de LCA, un aumento en la curtosis puede estar asociado con patrones musculares anormales, lo que señalaría una carga desigual o excesiva en ciertos grupos musculares, aumentando el riesgo de lesiones.

5. Varianza: La varianza mide la dispersión de los datos con respecto a la media. Una alta varianza en la señal electromiográfica podría indicar una actividad muscular más inestable y errática, lo que podría ser relevante para detectar posibles desequilibrios o inestabilidades musculares que puedan contribuir a la aparición de LCA.

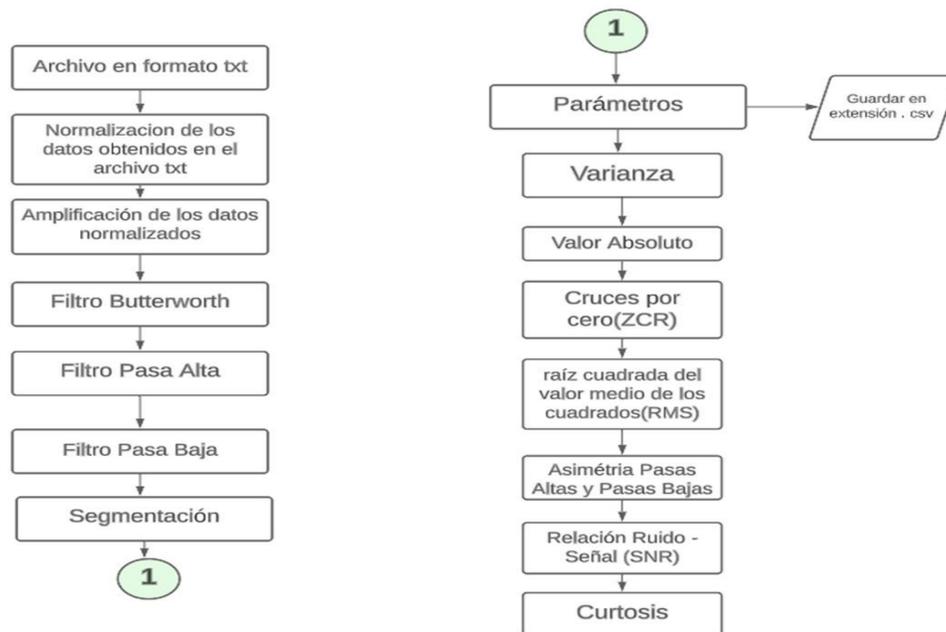
6. Relación señal a ruido (SNR): El SNR es una medida importante para evaluar la calidad de la señal electromiográfica. Un alto SNR indica una señal más clara y menos afectada por el ruido, lo que mejora la precisión en la detección de patrones musculares relevantes para el análisis de LCA.

7. Asimetría: La asimetría revela si la distribución de los datos de la señal es simétrica o no. En el análisis de LCA, la asimetría puede ser relevante para identificar desequilibrios musculares o patrones de movimiento asimétricos que podrían contribuir a la aparición de lesiones.

Al calcular estos parámetros en las señales electromiográficas, se puede obtener información valiosa sobre la actividad muscular y los patrones de movimiento asociados, lo que ayuda en la detección temprana y el análisis de Lesiones por Carga Acumulada. Al identificar patrones anormales o desequilibrios musculares, se pueden implementar intervenciones preventivas y terapéuticas adecuadas para reducir el riesgo de LCA y mejorar

la salud musculoesquelética del individuo. Lo anterior se encuentra simplificado en la figura 4-16

Figura 4- 16 Diagrama de flujo de extracción de características para señales



Nota. Elaboración propia.

4.5 Red neural

Inicialmente, se construyeron redes neuronales individuales para procesar los datos de manera separada, los datos que se obtuvieron del procesamiento de señales e imágenes (anexo 1) se proceden a dividir en datos de entrenamiento de la red y validación de la misma(figura 4- 17) . Se diseñó una CNN específica para analizar y extraer características relevantes de las señales electromiográficas con un porcentaje del 88%. Asimismo, se construyó otra CNN dedicada al procesamiento y extracción de características de las imágenes médicas, esta red arroja un porcentaje del 80%.

Posteriormente, se fusionaron los resultados obtenidos de ambas redes para entrenar una capa conjunta. En esta etapa, se tomaron en consideración tanto los parámetros provenientes de las imágenes como los de las señales electromiográficas, con el objetivo de obtener un modelo más completo y preciso.

Esta fusión de parámetros y entrenamiento conjunto permitió aprovechar la información combinada de las imágenes y las señales, mejorando así la capacidad de clasificación y diagnóstico en el sistema desarrollado, esta red nos da un porcentaje del 92%.

Figura 4- 17 División de los datos



Nota. Elaboración propia.

4.6 Procedimiento técnico del manejo de la interface

Una vez que se ha adquirido la señal electromiográfica (EMG) y la imagen de ultrasonido, el siguiente paso es cargarlos en nuestro aplicativo. Este aplicativo ha sido diseñado para analizar la información proporcionada por los archivos de señales e imágenes y determinar si el paciente tiene alguna lesión o no.

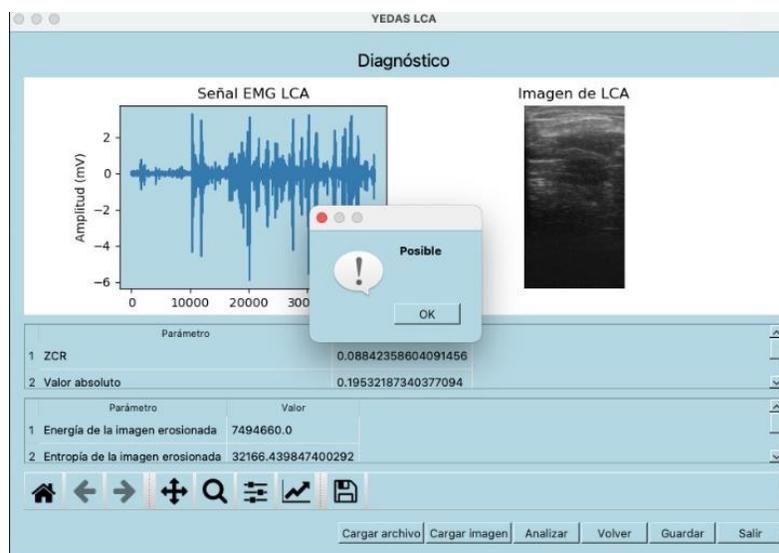
Al ingresar al aplicativo, lo primero que se encuentra es una ventana en donde se encuentra el nombre de DIGNOSTICO DE LIGAMENTO CRUZADO ANTERIOR

además de 3 botones: salir, acerca de (se lee la información de quién realiza el aplicativo) y diagnóstico.

En el botón de diagnóstico (figura 4-18), se abre una nueva ventana en donde hay un pequeño formulario para identificar al paciente. En este formulario se podrán registrar datos como el nombre, la edad y cualquier otra información relevante. Es importante llenar este formulario correctamente ya que los datos serán utilizados en el proceso de análisis.

Cuando el formulario se haya completado, se deberá hacer clic en el botón siguiente. Esto permitirá seleccionar los archivos que correspondan a las imágenes y a las señales, con los botones cargar imagen y cargar archivo respectivamente y para realizar el análisis se presiona el botón analizar, mostrando un cuadro de diálogo con el pronóstico, una vez se haya realizado el análisis se puede guardar los datos del paciente junto con las características en un archivo con extensión. xlms.

Figura 4- 18 Interfaz desarrollada en el botón diagnóstico



Nota. Elaboración propia, obtenida a través de Python.

5. Resultados

5.1 Extracción de características

Para establecer los parámetros morfológicos adecuados que permiten realizar una evaluación temprana del ligamento cruzado anterior (LCA), se llevó a cabo una exhaustiva búsqueda tecnológica. Esta búsqueda se basó en la revisión de la literatura científica más actualizada y relevante en el campo de la ortopedia y traumatología deportiva, así como en la exploración de las últimas tecnologías y herramientas de diagnóstico por imagen. Además, se contó con la consulta de expertos en el área para garantizar una selección completa y precisa de los parámetros.

Teniendo en cuenta toda esta información, se realizó una cuidadosa selección de los parámetros que proporcionarían la información más relevante y útil para la evaluación temprana del LCA. Entre los parámetros considerados, se incluyeron el área y la longitud del ligamento cruzado anterior observados en las imágenes. Estos parámetros brindaron información sobre el tamaño del ligamento, lo cual es relevante para evaluar su integridad. Además, se tuvo en cuenta la energía y la entropía de la imagen. La energía de la imagen se refiere a la cantidad de detalles y contraste presentes, mientras que la entropía mide la complejidad o el desorden de la imagen.

Posteriormente, se adquirieron diferentes imágenes que permitieron observar cómo estos parámetros se agrupaban en categorías patológicas y no patológicas. Este análisis confirmó la validez de los parámetros seleccionados y su relevancia durante el entrenamiento de la red para evaluar el ligamento cruzado anterior (LCA).

La inclusión de estos parámetros morfológicos, que incluyen el área, la longitud, la energía y la entropía de la imagen, fue fundamental durante la evaluación temprana del LCA. Estos parámetros proporcionaron una visión más completa y precisa de la condición del ligamento, permitiendo detectar anomalías o patologías que requerían atención o seguimiento adicional.

5.2 Diferencias pacientes sano- patológico- posible

Al realizar el procesamiento digital de señales e imágenes de LCA colectadas, se obtuvieron valores numéricos de cada parámetro relación señal ruido, varianza, curtosis, asimetría, valor absoluto, cruces por cero, valor cuadrático medio (RMS), longitud, área, energía y entropía. Adicionalmente, se realizó la comparación de la señal sana y no sana que a simple vista permite identificar su diferencia.

Se realiza la comparación gráfica patológica- sano de las señales en ventanas de 100 ms para observar de forma más detallada, en la figura 5-1 se realiza esta comparación con un paciente sano femenino voluntario en la rodilla derecha, en donde hay una gran y notable diferencia entre los picos de la señal sana ya que estos tienen una amplitud mayor a la señal patológica, además de la irregularidad en la frecuencia de los picos.

A continuación, en la figura 5-1, se presentan cuatro imágenes, con la imagen A correspondiente a la rodilla derecha de una mujer y la imagen B rodilla derecha hombre. En estas imágenes, se puede observar claramente que la amplitud de la línea roja, que representa una condición no patológica, es mayor que la línea azul.

El análisis de la morfología del músculo y los datos de estas imágenes revelan información importante sobre la salud de la rodilla, especialmente en relación con el Ligamento Cruzado Anterior (LCA). El LCA juega un papel crucial en la estabilidad de la articulación de la rodilla y su estado es de gran importancia para la prevención de lesiones.

Cuando hablamos de "amplitud" del LCA, nos referimos a su grado de tensión o rigidez. Un LCA con una amplitud mayor indica que el ligamento presenta una mayor tensión y rigidez, lo que resulta beneficioso para la salud y funcionalidad de la rodilla.

Una amplitud mayor en el LCA implica una mayor resistencia a la movilidad excesiva de la rodilla en diferentes direcciones. Esta mayor resistencia es esencial para prevenir lesiones y evitar el desplazamiento anormal de la articulación durante actividades físicas o deportivas que involucren cambios bruscos de dirección, saltos o giros.

En contraste, si el LCA tuviera una amplitud menor, es decir, fuera más laxo o menos rígido, aumentaría el riesgo de inestabilidad en la rodilla. Un LCA laxo sería menos efectivo para controlar los movimientos de la articulación, lo que podría conducir a una mayor vulnerabilidad a lesiones, como desgarros del LCA, daños en los meniscos u otras estructuras de la rodilla.

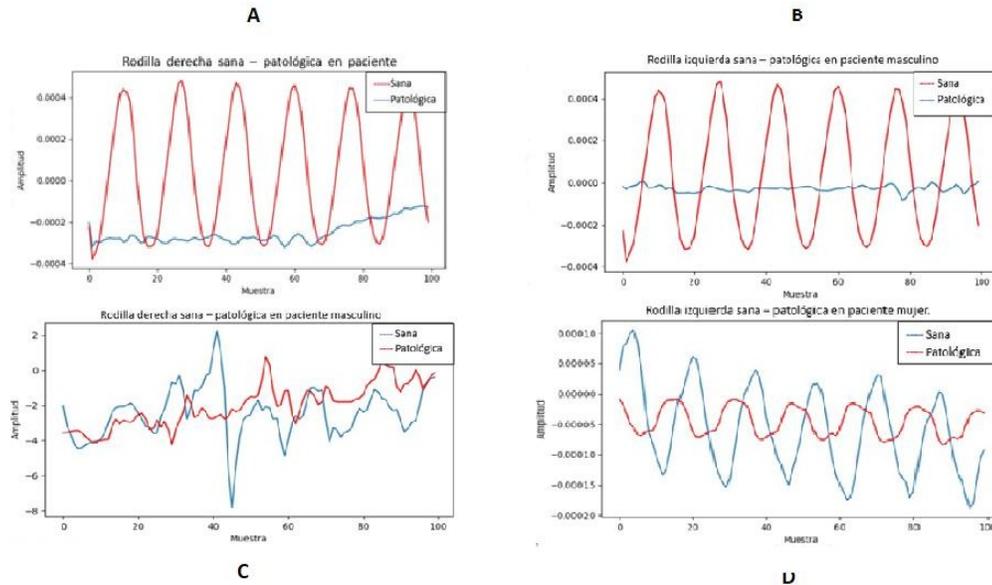
Es importante destacar que una disminución en la amplitud del LCA puede estar asociada con la disminución de fibras musculares o incluso con la atrofia muscular, lo que a su vez podría contribuir a la inestabilidad de la rodilla y aumentar el riesgo de lesiones.

En la imagen C y D, se puede observar un posible caso patológico en la rodilla, específicamente en el Ligamento Cruzado Anterior (LCA). Esto es evidente al analizar la línea roja, que representa la amplitud del LCA. En condiciones no patológicas, esta línea debería mostrar una amplitud más estable y uniforme. Sin embargo, en esta imagen en particular, se pueden notar picos y bajos en la línea roja.

La presencia de picos y bajos en la amplitud del LCA sugiere que el ligamento puede estar experimentando una tensión irregular o inestable. Esta situación podría estar relacionada con diversas afecciones patológicas, tales como lesiones o desgarros parciales o completos del LCA. Estas condiciones patológicas pueden provocar inestabilidad en la rodilla, lo que a su vez aumenta significativamente el riesgo de sufrir lesiones, especialmente durante actividades físicas que implican movimientos bruscos, como deportes que requieran giros rápidos, cambios de dirección o saltos.

Es importante destacar que una lesión o desgarró del LCA puede tener un impacto negativo en la función y estabilidad de la rodilla, afectando la capacidad del individuo para realizar actividades cotidianas y deportivas con normalidad. En algunos casos, una lesión grave del LCA puede requerir intervenciones médicas, como cirugía reconstructiva, para restaurar la estabilidad de la articulación de la rodilla.

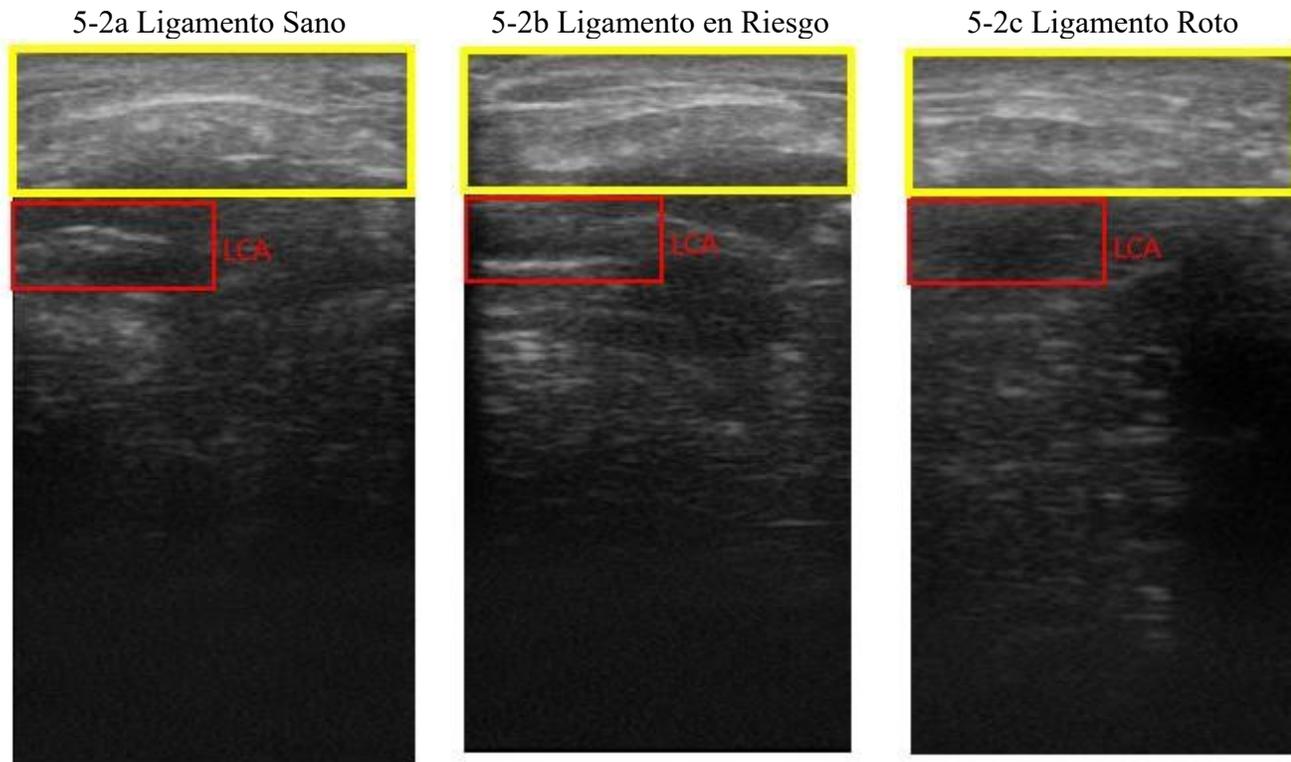
Figura 5- 1 Rodilla derecha sana – patológica en paciente mujer – hombre



Nota. Visualización de señales a través de Python.

En el caso de las imágenes se realiza la comparación entre una persona de género masculino con LCA roto y otro en donde el LCA es sano en la rodilla izquierda, el primer rectángulo de color amarillo hace referencia al tendón patelar, seguido del rectángulo azul que representa la zona en donde se encuentra el LCA, en la figura 5a en esa zona se aprecia una “línea” con un brillo, mientras que en la figura 5b en la misma zona no se encuentra esa “línea” con algún nivel de brillo, es una región opaca, sin ecogenicidad.

Figura 5- 2 Diferencia entre paciente con LCA sano en riesgo y roto



Nota. Elaboración propia, visualización de imágenes a través de Python.

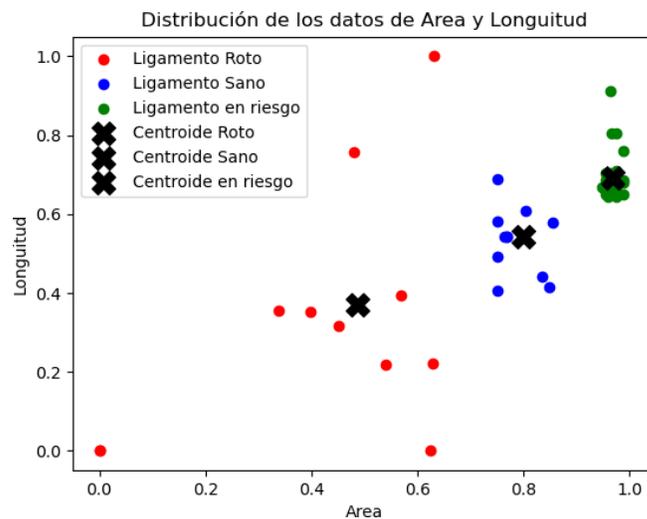
Aquí la energía entra a jugar un papel importante, porque gracias a esta ayuda en detectar los contornos en el cambio significativo de las intensidades además donde se logra contornear el ligamento, esto es clave para el cálculo de la longitud del LCA y el área del mismo, en el caso de la entropía que mide la complejidad o el desorden del ligamento en la imagen, para obtener los valores normales y patológicos se realiza la separación de los valores numéricos de las características mencionadas de los pacientes con LCA roto y sano para encontrar el rango en los que los diferencie. Encontrando que un LCA saludable tiene la distribución más uniforme de intensidades, por otro lado, si hay áreas con cambios

abruptos en las intensidades, como en el caso de lesiones o irregularidades, la entropía podría aumentar debido a una mayor variabilidad.

En la figura 5-3 se muestra una gráfica que comparan los parámetros normalizados de longitud y área. Se puede observar una clara diferencia en la ubicación de los puntos en el plano, lo que indica que estos parámetros son adecuados para distinguir entre los casos patológicos, posibles y los que no presentan patología. Este ejemplo ilustra de manera representativa cómo los parámetros seleccionados permiten una separación efectiva entre las categorías. Se resalta que la longitud debe encontrarse entre 27- 38 mm, en los datos normalizados el rango se encuentra entre 0,69-1, en el caso del área se encuentra en el rango entre 5-12 mm^2 y en los datos normalizados de 0-0,62.

En conclusión, el análisis de las imágenes y la comparación de los parámetros morfológicos demostraron su relevancia en el proceso de evaluación temprana del LCA. Estos parámetros permitieron obtener información precisa y discriminativa, facilitando la detección de posibles patologías y la toma de decisiones clínicas adecuadas.

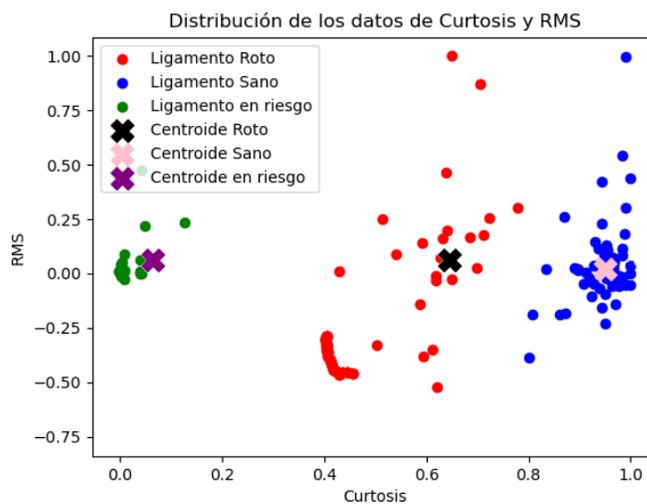
Figura 5- 3 Gráfico longitud vs área



Nota. Gráficos de dispersión a través del software Python

Se realiza este tipo de análisis también para las señales, en donde el caso que demuestra la mayor clasificación entre los pacientes patológicos, posibles y no patológicos en el plano cartesiano con los parámetros de RMS y Curtosis ya normalizados.

Figura 5.4 Distribución de datos RMS y Curtosis



Nota. Gráficos de dispersión a través del software Python

5.3 Red neuronal

En la tabla 5-1, se presentan los resultados que se obtuvieron mediante la red neuronal con solo 2 entradas (parámetros extraídos de imágenes) y en la tabla 5-2, se muestran los resultados con 3 o más entradas.

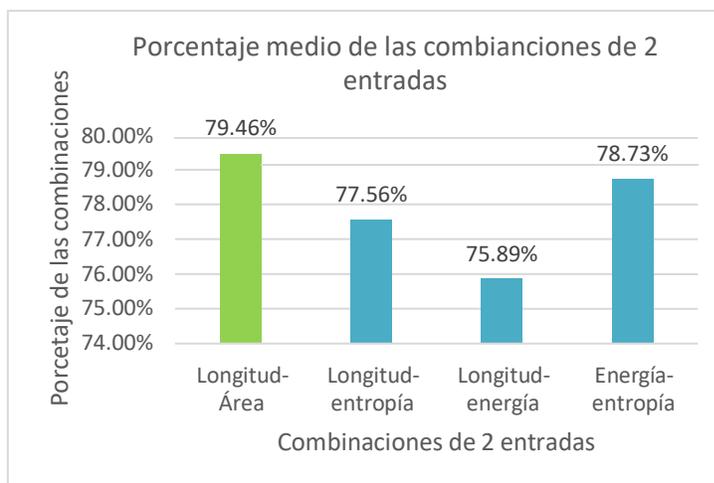
Tabla 5- 1 Resultados de red neuronal con 2 entradas para imágenes.

Combinación	Hombre 'derecha'	Hombre 'izquierda'	Mujer 'derecha'	Mujer 'izquierda'	% promedio
Longitud- Área	80%	79.30%	79.82%	78.71%	79.46%
Longitud- entropía	80%	74.48%	78.13%	77.74%	77.56%
Longitud- energía	76.15%	76.25%	75.45%	75.74%	75.89%
Energía- entropía	79.15%	78.96%	78.47%	75.49%	78.01%

Nota. Elaboración propia

Se evalúa algunas combinaciones de descriptores, de los cuales la combinación de 2 entrada de longitud y área tienen en promedio de acierto del 79.46% , para una mayor representación se puede observar en la figura 5-5, en donde se resalta el porcentaje mayor de la combinación entre longitud y área.

Figura 5- 5 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 2 entradas



Nota. Elaboración propia.

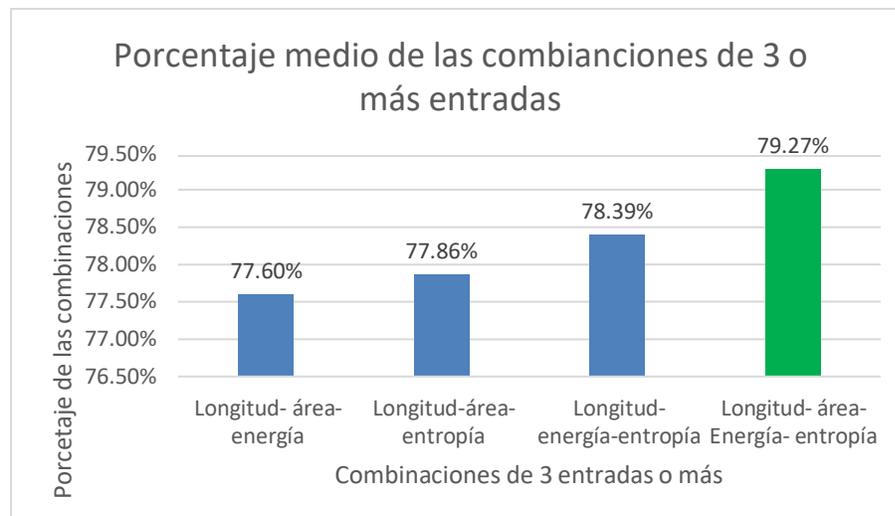
Tabla 5- 2 Resultados Red neuronal con 3 o más entradas para imágenes

Combinación	Hombre 'derecha'	Hombre 'izquierda'	Mujer 'derecha'	Mujer 'izquierda'	% promedio
1 Longitud- área- energía	80%	75.30%	78.42%	76.71%	77.60%
2 Longitud- área- entropía	79.15%	78.47%	77.36%	76.47%	77.86%
3 Longitud- energía- entropía	80%	77.35%	78.41%	77.79%	78.39%
4 Longitud- área- Energía- entropía	78.77%	80%	79.57%	78.73%	79.27%

Nota. Elaboración propia

Después de analizar diferentes combinaciones, se encontró que para las mujeres la combinación 4, compuesta por los parámetros de longitud, área, energía, entropía con la pierna derecha, alcanzando una máxima tasa de acierto de 79.57%, sin embargo, esta combinación para la pierna izquierda también tiene una tasa de acierto representativa del 78.73%. En el caso de los hombres se elige la misma combinación, pero con la diferencia es que en los hombres es más útil en la pierna izquierda, con una tasa de acierto del 80% y en la pierna derecha con un acierto del 78.77%, estos datos se pueden representar en un diagrama de barras (figura 5-6) con el promedio de los porcentajes, observando que la combinación 4 es la más apropiada.

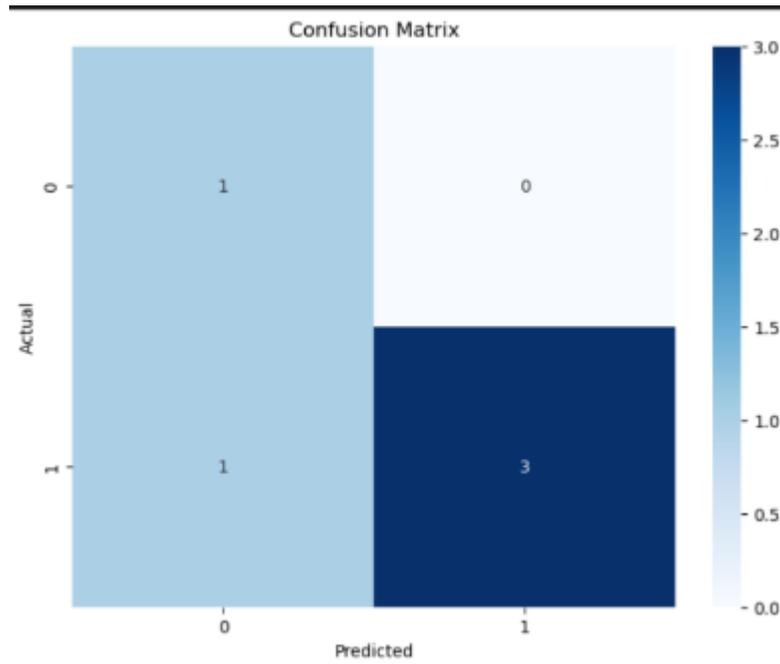
Figura 5- 6 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 3 entradas o más



Nota. Elaboración propia.

En la siguiente imagen (figura 5-7) se muestra la matriz de confusión generada por la red neuronal de imágenes que se está analizando con la combinación 4.

Figura 5- 7 Matriz de confusión, red1 de imágenes



Nota. Elaboración propia a través de Python.

Basándonos en esta matriz, podemos realizar las siguientes interpretaciones:

- Verdaderos positivos (TP): En este caso, el modelo predijo correctamente la clase "1" y la etiqueta real también es "1". La cantidad de casos donde esto ocurre es 3, por lo tanto, TP = 3.
- Falsos negativos (FN): El modelo predijo incorrectamente la clase "0" cuando la etiqueta real es "1". En tu matriz, hay 1 caso donde esto sucede, por lo que FN = 1.
- Falsos positivos (FP): El modelo predijo incorrectamente la clase "1" cuando la etiqueta real es "0". En tu matriz, no hay casos donde esto sucede, por lo que FP = 0.

- Verdaderos negativos (TN): El modelo predijo correctamente la clase "0" y la etiqueta real también es "0". En tu matriz, no se especifica el valor de TN, por lo que no podemos proporcionar un número específico.

En la tabla 5-3 se representa la combinación de 2 entradas y en la tabla 5-4 se encuentran las combinaciones de 3 o más entradas, para el caso de las señales con un ventaneo de 100ms de cada señal.

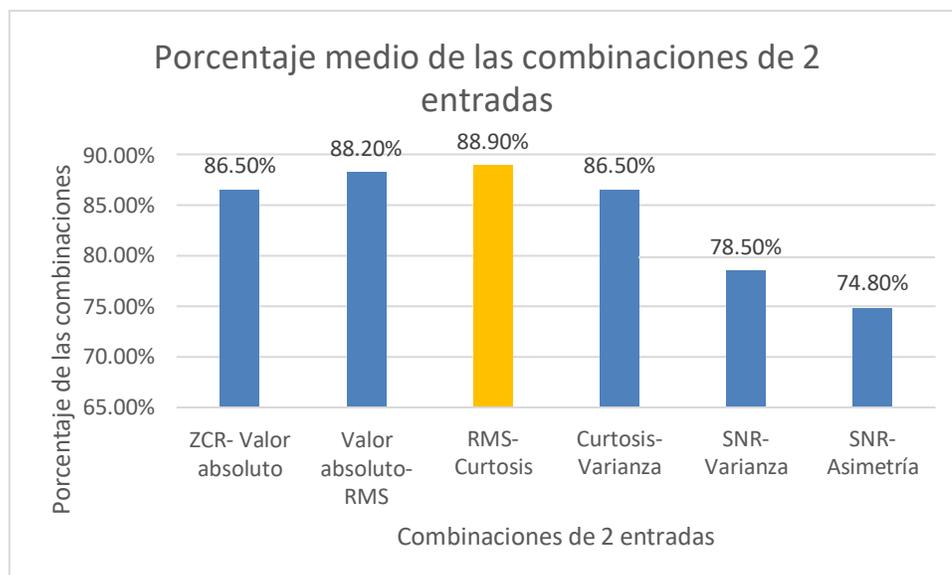
Tabla 5- 3 Resultados de red neuronal con 2 entradas para señales

Combinación	Hombre 'derecha'	Hombre 'izquierda'	Mujer 'derecha'	Mujer 'izquierda'	% promedio
ZCR- Valor absoluto	87.71%	86.14%	86.85%	85.14%	86.46%
Valor absoluto- RMS	89.74%	88.76%	87.25%	87.06%	88.20%
RMS- Curtosis	89.72%	89.56%	88.47%	87.67%	88.85%
Curtosis- Varianza	87.43%	86.79%	86.49%	85.29%	86.50%
SNR- Varianza	79.74%	78.59%	78.14%	77.58%	78.51%
SNR- Asimetría	75.43%	75.17%	74.58%	74.14%	74.83%

Nota. Elaboración propia.

Como se puede observar, la tabla 5-3, nos arroja que la combinación de RMS y curtosis tiene una mayor tasa de acierto, sin embargo, la combinación entre el valor absoluto y RMS no se queda atrás, la diferencia entre ellos es del 0.70%, esto se debe a que el factor en común es el RMS, dando a entender que es un parámetro significativo, en la figura 5-8 puede representar mejor el resultado obtenido.

Figura 5- 8 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 2 entradas



Nota. Elaboración propia.

Tabla 5- 4 Resultados de red neuronal con 3 entradas o más para señales

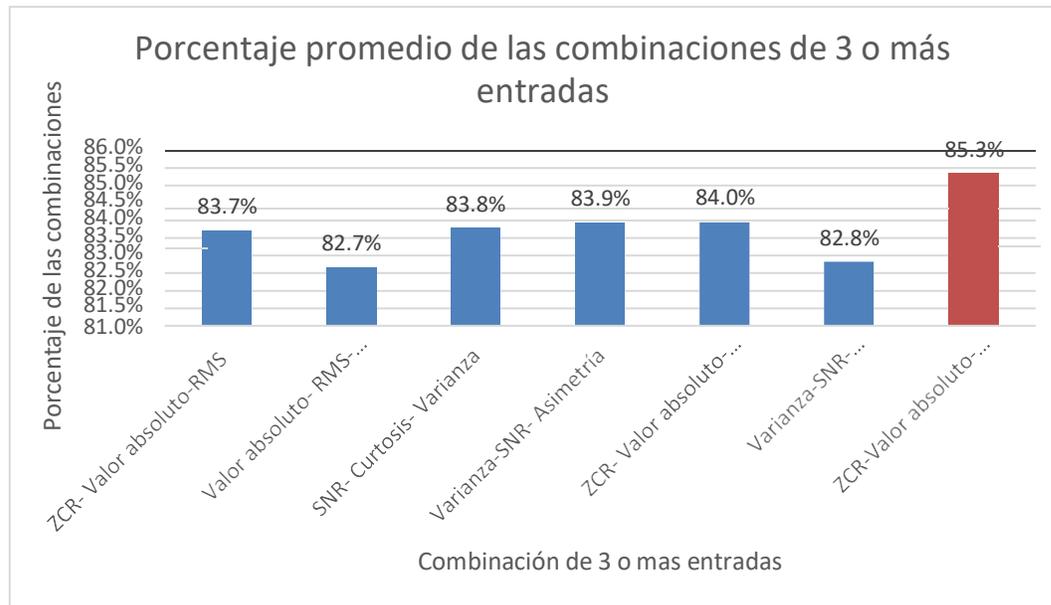
Combinación		Hombre 'derecha'	Hombre 'izquierda'	Mujer 'derecha'	Mujer 'izquierda'	% promedio
1	ZCR- Valor absoluto-RMS	84.61%	83.74%	84.30%	82.15%	83.7%
2	Valor absoluto-RMS-Curtosis	83.74%	83.02%	82.72%	81.15%	82.66%
3	SNR-Curtosis-Varianza	84.74%	84.52%	83.14%	82.72%	83.78%
4	Varianza-SNR-Asimetría	85.74%	84.12%	83.56%	82.30%	83.93%

5	ZCR- Valor absoluto- RMS- Curtosis	85.83%	84.30%	83.62%	82.05%	83.95%
6	Varianza- SNR- Asimetría -Curtosis	84.13%	83.25%	82.14%	81.76%	82.82%
7	ZCR- Valor absoluto- RMS- Curtosis- Varianza- SNR- Asimetría	86%	85.79%	85.43%	84.13%	85.34%

Nota. Elaboración propia.

Después de realizar un análisis de las diferentes combinaciones, se determina que para el caso de las mujeres con la combinación 7 conformada por ZCR, valor absoluto, RMS, curtosis, varianza, SNR, y asimetría tanto en la rodilla izquierda como derecha alcanza una tasa de acierto que supera a las demás combinaciones, obteniendo 85.43% en rodilla derecha y 84.13% en rodilla izquierda, el mismo caso sucede para los hombres, la combinación 7 tiene una tasa de acierto máxima en rodilla derecha de 86% y en rodilla izquierda del 85.79% superando las demás combinaciones, en la figura 5- 9 se muestra un gráfico de barras mostrando los porcentajes promedio de las combinaciones.

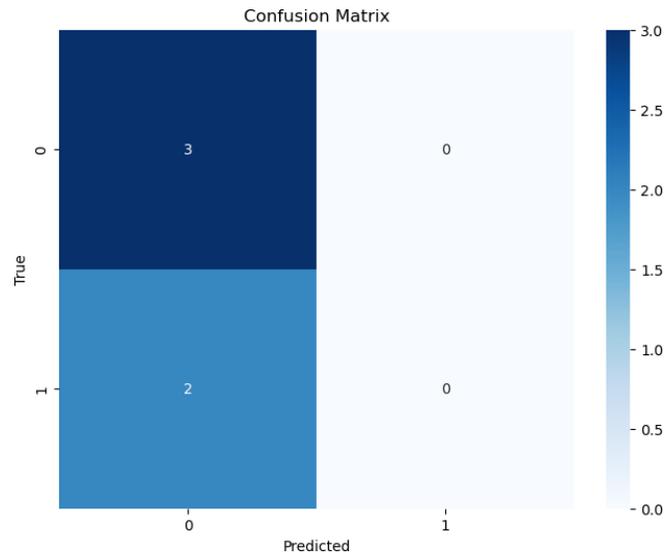
Figura 5- 9 Representación en gráfico de barras del porcentaje promedio de la combinación de 3 entradas o más



Nota. Elaboración propia.

A continuación, observamos la matriz de confusión de la red neuronal creada para señales electromiográficas. Esta matriz es una herramienta útil que ayuda a comprender mejor los resultados obtenidos por el modelo. Ver figura 5-10

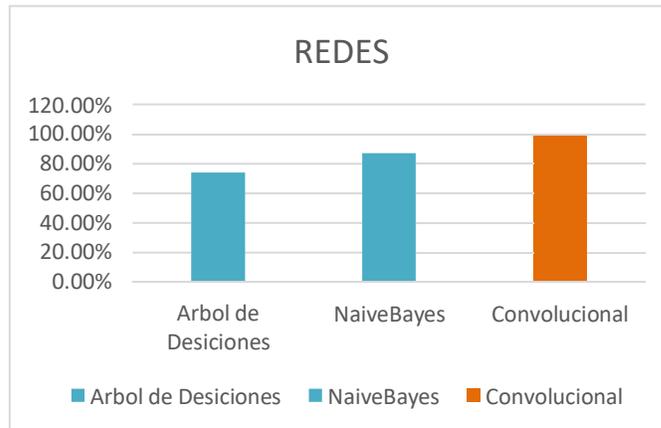
Figura 5- 10 Matriz de confusión de señales EMG



Nota. Elaboración propia a través de Python.

Para ilustrar por qué escogimos una red neuronal convolucional, presentaremos los resultados en la siguiente figura 5- 11. Inicialmente, probamos con árboles de decisiones y Naive Bayes utilizando la herramienta Weka. Sin embargo, observamos que el porcentaje de precisión de ambos métodos fue muy bajo en comparación con la red neuronal convolucional. Por lo tanto, después de analizar estos resultados, decidimos optar por la red neuronal convolucional como la mejor opción para nuestro proyecto.

Figura 5- 11 Análisis WEKA



En la tabla 5-5, se aprecia los porcentajes de la tasa de acierto cuando se hace la unión entre las combinaciones 4 en el caso de imágenes y 7 para señales ya antes vistas.

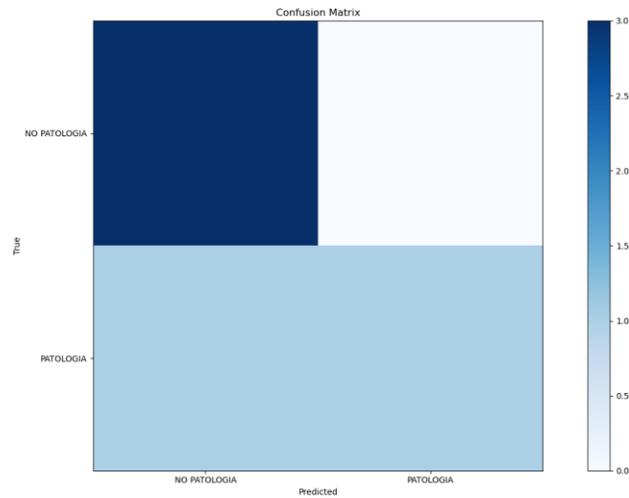
Tabla 5- 5 Resultados de red neuronal con señales e imágenes

Combinaciones	Hombre	Hombre	Mujer	Mujer	% promedio
	'derecha'	'izquierda'	'derecha'	'izquierda'	
4 para imágenes y 7 para señales	90%	89.56%	89.93%	89.76%	89.81%

Nota. Elaboración propia

Para tener una relación completa, combinamos las dos redes mencionadas anteriormente utilizando el método de sonomiografía. Este enfoque nos permite obtener una visión más amplia y profunda de la relación en cuestión. Ver figura 5-12

Figura 5- 12 Matriz de confusión combinando imágenes y señales



Nota. Elaboración propia.

Utilizando las matrices de confusión como se muestran en las tablas 5-5,5-6 y 5-7, se realizó el cálculo de varios parámetros para evaluar el desempeño de un modelo. Se calcularon la exactitud que es el cociente entre la suma de casos positivos y negativos correctamente identificados, y el total de datos evaluados. También, se determinó la precisión, que es la proporción de casos positivos correctamente identificados con respecto a la suma de casos positivos correctamente identificados y falsos negativos. Esta serie de cálculos permite obtener una comprensión más detallada sobre el rendimiento del modelo en términos de detección y clasificación de casos

Tabla 5- 6 Matrices de confusión para señales EMG

	Precisión	Exactitud
Mujeres	0.92	0.82

Hombres	0.91	0.83
----------------	------	------

Nota: Elaboración propia

Tabla 5- 7 Matrices de confusión para imágenes

	Precisión	Exactitud
Mujeres	1	0.83
Hombres	0.92	0.81

Nota: Elaboración propia

Tabla 5- 8 Matrices de confusión combinando señales e imágenes

	Precisión	Exactitud
Mujeres	0.92	0.82
Hombres	0.91	0.83

Nota: Elaboración propia

De las anteriores tablas se puede decir que con dichas combinaciones el sistema tiene además de una tasa de acierto buena, cuenta también con precisión y exactitud, lo que quiere decir que las redes neuronales pueden realizar la separación de pacientes sanos y patológicos.

5.4 Interfaz de la aplicación desarrollada

En la figura 5.13 se muestra la ventana de inicio del aplicativo software desarrollado, aquí se encontrarán 3 botones, diagnóstico, acerca de y salir.

Figura 5- 13 Ventana de inicio



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

Diagnóstico, con este botón s dará paso a la toma de datos del paciente como se muestra en la siguiente figura 5.14.

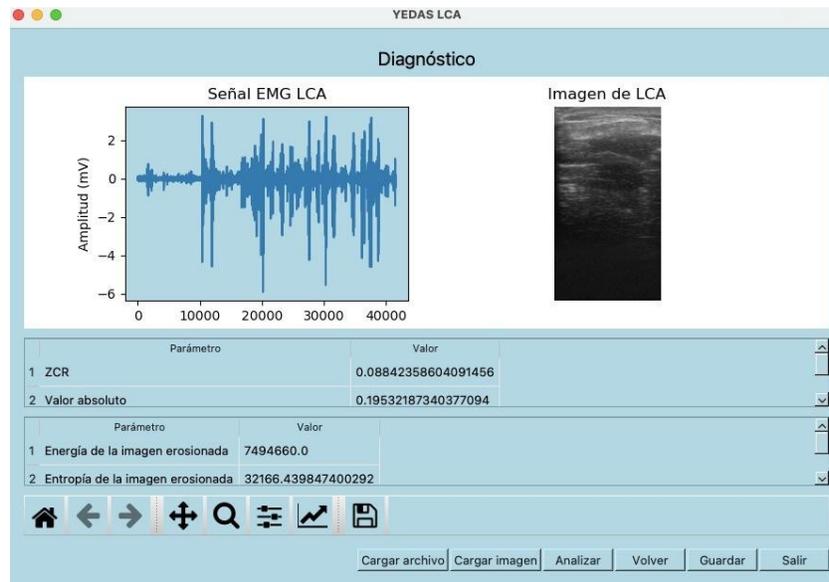
Figura 5- 14 Ventana de datos del paciente



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

Después de digitalizar los datos correspondientes podemos pasar con el botón siguiente donde se permitirán cargar los archivos tanto para señales como para imágenes y se mostrarán como indica la figura 5-15

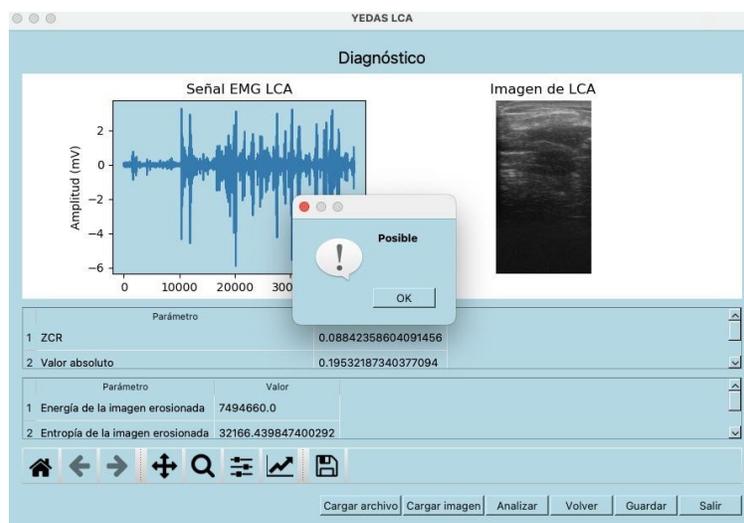
Figura 5- 15 Vista de Análisis de datos



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

Aquí encontraremos el botón de analizar el cual toma los datos los evalúa y da una clasificación en este caso es la siguiente

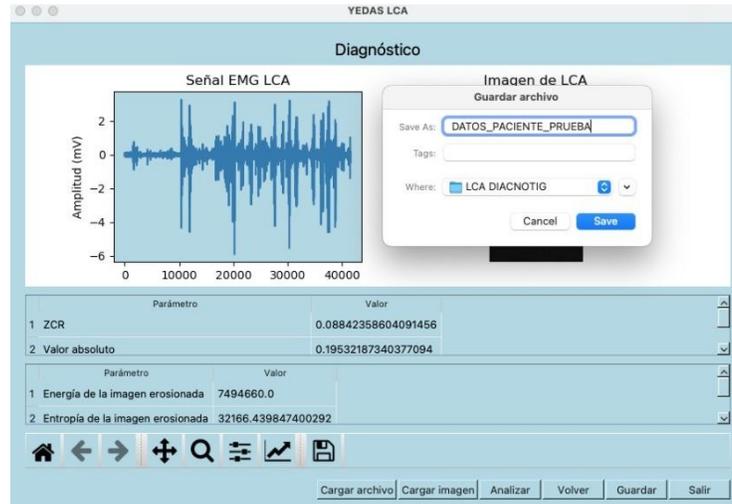
Figura 5- 16 Mensaje de diagnostico



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

Para finalizar y poder llevar un control de los pacientes podemos guardar la información la cual se almacenará en un formato tipo xlsx

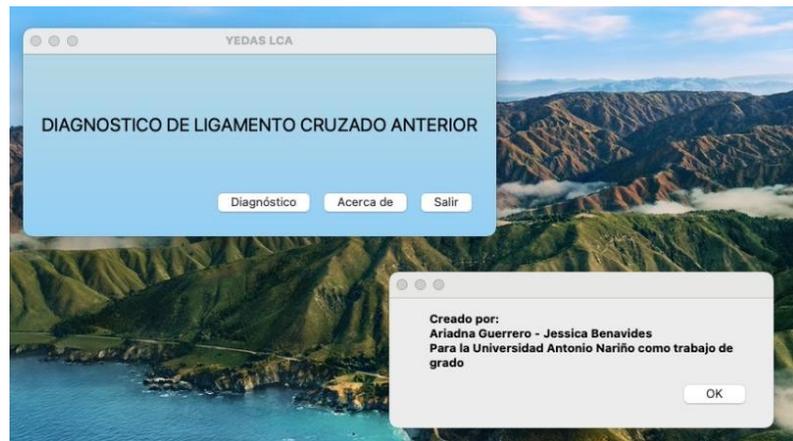
Figura 5- 17 Ventana emergente para guardar el archivo



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

- El botón acerca de nos sirve para observar alguna información como en la siguiente figura 5.18

Figura 5- 18 Ventana Acerca de



Nota. Imagen obtenida a través de Python.

- El botón de salir ya nos permitirá salir por completo del aplicativo

5.5 Validación del aplicativo

Para la validación del aplicativo, se puso a prueba el desempeño, para lograrlo un experto en el área de fisioterapia nos ayudó en realizar la prueba de lachman, que es una prueba muy utilizada para determinar si el LCA está sano o si se encuentra presente (sin ruptura), en el anexo 2 se encuentran unas tablas en donde se realiza la prueba en cada rodilla en pacientes femeninos y masculinos en donde el error del aplicativo es bajo.

El especialista que nos ha colaborado en este proceso, hace su verificación, además con una carta en donde refleja que el aplicativo puede ayudar en su campo laboral, se puede ver en el anexo 3.

Conclusiones

Se obtuvieron descriptores morfológicos mediante ultrasonido y EMG. Posteriormente, se logró implementar un aplicativo software que utiliza estos descriptores y permite el aprendizaje de máquina basado en una red neuronal. El objetivo del aplicativo es calificar el riesgo de una lesión en el ligamento cruzado anterior (LCA) o determinar si se encuentra en una condición saludable.

Con la fusión de estas técnicas, se demostró que es posible estimar la condición del ligamento con una efectividad del 90%. Este avance representa una importante brecha tecnológica que hasta entonces no había sido explorada en el Cauca ni en Colombia. Además, este desarrollo aporta significativamente a la tecnología biomédica y beneficia a los grupos de investigación, impulsando el desarrollo de tecnologías en el ámbito de la salud.

Se ha comprobado que esta técnica es altamente potente para su aplicación en funciones muscoesqueléticas, medicina del deporte y fisioterapia. De esta manera, se abre un horizonte prometedor en el campo de la salud y el bienestar, mejorando la capacidad de diagnóstico y tratamiento de lesiones ligamentarias, y proporcionando herramientas eficaces para profesionales y pacientes en estas áreas.

Anexos

ANEXO 1 PARAMETROS COMPLETOS SEÑALES E IMAGENES

Area	Longitud	Energia	Entropia	ZCR	Valor Absoluto	RMS	Curtosis	Varianza	SNR	Asimetria PB	Asimetria PA	ET
0.543	0.699	1	0.015	0.5	0.973	0.974	0.078	0.949	0.095	0.032	0.06	NO PATOLOGICO
0.415	1	1	0.016	0.5	0.977	0.979	0.078	0.958	0.137	0.015	0.032	NO PATOLOGICO
0.669	0.862	0.071	0.937	0.5	0.973	0.976	0.078	0.953	0.101	0.021	0.058	NO PATOLOGICO
0.688	0.683	0.082	0.903	0.5	0.971	0.973	0.08	0.947	0.07	0.022	0.088	NO PATOLOGICO
0.442	0.759	0.041	0.994	0.5	0.971	0.977	0.079	0.954	0.084	0	0.015	NO PATOLOGICO
0.407	0.683	0.051	1	0.5	0.978	0.978	0.078	0.957	0.141	0.022	0.067	NO PATOLOGICO
0.544	0.694	0.051	0.978	0.5	0.977	0.98	0.079	0.96	0.163	0.016	0.005	NO PATOLOGICO
0.493	0.683	0.051	0.974	0.5	0.977	0.978	0.078	0.957	0.146	0.005	0.046	NO PATOLOGICO
0.543	0.699	0.051	0.937	0.5	0.978	0.979	0.078	0.958	0.159	0.008	0.05	NO PATOLOGICO
0.609	0.731	0.051	0.994	0.5	0.978	0.979	0.078	0.959	0.156	0.006	0.046	NO PATOLOGICO
0.583	0.683	0.051	1	0.5	0.978	0.98	0.078	0.959	0.163	0.01	0.046	NO PATOLOGICO
0.578	0.779	0.051	0.994	0.5	0.976	0.98	0.079	0.96	0.185	0.016	0.01	NO PATOLOGICO
0	0	0.051	0.963	0.5	0.979	0.98	0.078	0.961	0.152	0.007	0.035	NO PATOLOGICO
0.222	0.572	0.051	0.978	0.667	0.234	0.327	1	0.107	0	-3.063	-0.406	PATOLOGICO
0.758	0.437	0.061	0.927	0.75	0.223	0.307	0.934	0.094	0	-2.865	-0.4	PATOLOGICO
1	0.575	0.061	0.952	0.833	0.22	0.296	0.818	0.087	0	-2.593	-0.4	PATOLOGICO
0.318	0.41	0.071	0.918	0.917	0.218	0.283	0.694	0.08	0	-2.306	-0.415	PATOLOGICO
0	0	0.041	0.963	0.875	0.217	0.277	0.59	0.077	0	-2.079	-0.404	PATOLOGICO
0.491	0.736	0.041	0.994	0.5	0.966	0.969	0.079	0.94	0.042	0.009	0.051	PATOLOGICO
0	0.569	0.071	0.918	0.5	0.974	0.978	0.079	0.956	0.062	0.012	0.026	PATOLOGICO
0.351	0.363	0.061	0.927	0.5	0.973	0.978	0.081	0.956	0.063	-0.039	0.031	PATOLOGICO
0.355	0.307	0.051	0.918	0.5	0.973	0.977	0.079	0.955	0.06	0.004	0.028	PATOLOGICO
0.572	0.802	0.041	0.994	0.5	0.971	0.978	0.081	0.956	0.061	-0.017	0.032	PATOLOGICO

ANEXO 2. PRUEBA DE LACHMAN VS APLICATIVO, EN DONDE LOS SELECCIONADOS CON COLOR VERDE, SIGNIFICA EL FALLO DEL APLICATIVO.

TABLA 3. PRUEBA DE LACHMAN VS APLICATIVO EN RODILLA DERECHA

PACIENTE	RODILLA	SEXO	PRUEBA DE LACHMAN	APLICATIVO
1	DERECHA	M	L. SANO	L. SANO
2	DERECHA	M	L. ROTO	L. SANO
3	DERECHA	M	L. SANO	L. SANO
4	DERECHA	M	L. SANO	L. SANO
5	DERECHA	M	POSIBLE RUPTURA	POSIBLE RUPTURA
6	DERECHA	M	L. ROTO	L. ROTO
7	DERECHA	M	L. ROTO	L. ROTO
8	DERECHA	M	L. SANO	L. SANO
9	DERECHA	M	PATOLOGIA	NO PATOLOGIA
10	DERECHA	M	POSIBLE RUPTURA	POSIBLE RUPTURA
11	DERECHA	M	L. SANO	POSIBLE RUPTURA
12	DERECHA	M	POSIBLE RUPTURA	POSIBLE RUPTURA
13	DERECHA	H	L. SANO	L. SANO
14	DERECHA	H	L. SANO	POSIBLE RUPTURA
15	DERECHA	H	L. ROTO	L. ROTO
16	DERECHA	H	L. ROTO	L. ROTO
17	DERECHA	H	L. SANO	L. SANO
18	DERECHA	H	L. ROTO	L. ROTO
19	DERECHA	H	L. ROTO	L. ROTO
20	DERECHA	H	L. SANO	L. ROTO
21	DERECHA	H	POSIBLE RUPTURA	POSIBLE RUPTURA
22	DERECHA	H	L. SANO	L. SANO
23	DERECHA	H	L. SANO	L. ROTO

TABLA 3. PRUEBA DE LACHMAN VS APLICATIVO EN RODILLA IZQUIERDA

PACIENTE	RODILLA	SEXO	PRUEBA DE LACHMAN	APLICATIVO
1	IZQUIERDA	M	L. SANO	POSIBLE RUPTURA
2	IZQUIERDA	M	PATOLOGIA	NO PATOLOGIA
3	IZQUIERDA	M	L. SANO	L. SANO
4	IZQUIERDA	M	L. SANO	L. SANO
5	IZQUIERDA	M	L. SANO	POSIBLE RUPTURA
6	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
7	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
8	IZQUIERDA	M	L. SANO	L. SANO
9	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
10	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
11	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
12	IZQUIERDA	M	L. ROTO	L. ROTO
13	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO
14	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO
15	IZQUIERDA	H	L. ROTO	L. ROTO
16	IZQUIERDA	H	L. ROTO	L. ROTO
17	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO
18	IZQUIERDA	H	L. ROTO	L. ROTO
19	IZQUIERDA	H	L. ROTO	L. ROTO
20	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO
21	IZQUIERDA	H	L. SANO	POSIBLE RUPTURA
22	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO
23	IZQUIERDA	H	L. SANO	L. SANO

ANEXO 3. CARTA DE VALIDACIÓN DE ESPECIALISTA FISIOTERAPEUTA
DEL DEPORTE

San Juan de Pasto, 20 de mayo 2023

Señores
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO
Facultad de ingeniería Biomédica
Popayán

Cordial Saludo.

Por medio de la presente, yo **JUAN CARLOS SANTACRUZ INSUASTY**, CC 1.085.302.024 **FISIOTERAPEUTA**, egresado de la Universidad Mariana de Pasto, luego de revisar **LA FUNCIONALIDAD DE LA APLICACION LCA DIAGNOSTICO, CERTIFICO QUE EL APOYO DE ESA APLICACION PARA LA REVISIÓN DEL LIGAMENTO CRUZADO ANTERIOR CON LA TECNICA DE SONOMIOGRAFIA (SMG) ES UTIL EN EL CAMPO DE LOS DEPORTISTAS COMO MEDOTO DE PREVENCIÓN DE LESIONES**, realizado por las estudiantes **ARIADNA LIZETH GUERRERO ROMO** y **JESSICA NATHALIA BENAVIDES ROSALES**.



JUAN CARLOS SANTACRUZ INSUASTY
FISIOTERAPEUTA
LIGA FÚTBOL DE NARIÑO
TARJETA PROFESIONAL: 1.085.302.024

ANEXO 4. CARTA DE VALIDACIÓN DE ESPECIALISTA FISIOTERAPEUTA

San Juan de Pasto, 24 de julio de 2023

Señores
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO
Facultad de ingeniería Biomédica
Popayán

Cordial Saludo.

Por medio de la presente, yo **HECTOR LIBARDO CORDOBA MUÑOZ**, identificado con la C.C. 12.974.298, fisioterapeuta de profesión, egresado de a UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA, luego de revisar **LA FUNCIONALIDAD DE LA APLICACION**, la alternativa que se aplica al analizar el ligamento cruzado anterior combinando el ultrasonido y electromiografía hace interesante el análisis de este en el ligamento, por lo que **CERTIFICO QUE LA AYUDA DEL APLICATIVO ES IMPORTANTE E INTERESANTE EN MI CAMPO.**

Héctor Libardo Córdoba M.

HECTOR LIBARDO CORDOBA MUNOZ
C. 12.974.298 de Pasto

ANEXO 5. CARTA DE VALIDACIÓN DE MEDICO GENERAL

San Juan de Pasto, 25 de julio 2023

Señores
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO
Facultad de ingeniería Biomédica
Popayán

Cordial Saludo.

Por medio de la presente, yo **GABRIEL ALFONSO BRAVO CASTRO**, CC 1233188158, **MÉDICO DE PROFESIÓN**, egresado de la UNNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA, luego de revisar **LA FUNCIONALIDAD DE LA APLICACION**, estoy de acuerdo con la importancia de tener una vista interna de los tejidos (LCA) y su respectivo análisis para ayudar al bienestar de nuestros pacientes, **CERTIFICO QUE LA AYUDA DEL APLICATIVO ES IMPORTANTE EN MI CAMPO COMO MEDICO.**



PROFESIONAL MEDICINA: BRAVO CASTRO GABRIEL ALFONSO
TARJETA PROFESIONAL: 1233188158

Referencias Bibliográficas

3. PRINCIPIOS DE LOS ULTRASONIDOS. (2002). Uach.cl.

<http://cybertesis.uach.cl/tesis/uach/2002/bmfcir918u/xhtml/TH.3.xml>

Alfonso, V. S., & Gomar, F. (1992). Anatomía descriptiva y funcional del ligamento cruzado anterior. Implicaciones clínico-quirúrgicas. Cirugia-ostearticular.org.

[http://www.cirugia-](http://www.cirugia-ostearticular.org/adaptingsystem/intercambio/revistas/articulos/1820_33.pdf)

[ostearticular.org/adaptingsystem/intercambio/revistas/articulos/1820_33.pdf](http://www.cirugia-ostearticular.org/adaptingsystem/intercambio/revistas/articulos/1820_33.pdf)

Andrez, T. N., Chagas, J. B. M., & D'Oliveira, L. B. (2022). Grafts for anterior cruciate ligament reconstruction: Systematic Review and Meta-analysis. Acta Ortopedica Brasileira, 30(6), e256048. <https://doi.org/10.1590/1413-785220223006e256048>

Angarita, J. I. G. (2009). LA ELECTROMIOGRAFÍA: UN ACERCAMIENTO AL CONCEPTO FI CONSTRUCCIÓN DE UN EQUIPO ELECTROMIOGRÁFICO CON REG Y LA RESISTENCIA GALVÁNICA DE PIEL COMO MÉTODO DE R. Core.ac.uk. <https://core.ac.uk/download/pdf/71396396.pdf>

Anillo Badía, R., Villanueva Cagigas, E., Roche Egües, H. E., & León Valladares, D. (2008). Valor de la ecografía en la exploración de la rodilla de deportistas cubanos de alto rendimiento. Revista cubana de ortopedia y traumatología, 22(2), 0-0.

[http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0864-](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0864-215X2008000200005&lng=es&nrm=iso&tlng=es)

[215X2008000200005&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0864-215X2008000200005&lng=es&nrm=iso&tlng=es)

Arévalo y Daissy Carola Toloza Cano, A. M. (2005). Electromiografía (EMG) - dalcame.

Dalcame.com. <https://www.dalcame.com/emg.html>

Arnoczky, S. P. (1983). Anatomy of the anterior cruciate ligament. *Clinical Orthopaedics and Related Research*, 172(172), 19–25. [https://doi.org/10.1097/00003086-](https://doi.org/10.1097/00003086-198301000-00006)

198301000-00006

Astur, D. da C., Novaretti, J. V., Liggieri, A. C., Janovsky, C., Nicolini, A. P., & Cohen, M. (2018). Ultrasonography for evaluation of hamstring tendon diameter: is it possible to predict the size of the graft? *Revista Brasileira de Ortopedia*, 53(4), 404–409. <https://doi.org/10.1016/j.rboe.2018.05.005>

Augusto, C., & Márquez, S. (2005). SISTEMA DE RECUPERACIÓN DE IMAGEN ECOGRAFICA BASADO EN COMPUTADORA COMPATIBLE, A PARTIR DE UN ARREGLO DE CRISTALES PIEZOELECTRICOS Y UNA TARJETA INTERFAZ CONTROLADORA. Edu.pe.
http://cybertesis.unmsm.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12672/2844/Sanchez_mc.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Ayala-Mejías, J. D., García-Estrada, G. A., & Alcocer Pérez-España, L. (2014). Lesiones del ligamento cruzado anterior. *Acta ortopedica mexicana*, 28(1), 57–67.
https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2306-41022014000100012

Baba, Y., & The Radswiki. (2010). Anterior cruciate ligament tear. En Radiopaedia.org. Radiopaedia.org.

Bernstein, J., & Carey, J. L. (2010). Anterior cruciate ligament tether (Patent Núm. 7776039). En US Patent (Núm. 7776039).

Berumen-Nafarrate E, Tonche-Ramos J, Carmona-González J, Leal-Berumen I, Vega-Nájera CA, Díaz-Arriaga JM, Espinoza-Sánchez MA, Aguirre-Madrid A. (2015). Interpretation of the pivot test using accelerometers in the orthopedic practice. *Acta ortopédica mexicana*.

https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2306-41022015000300007#:~:text=Prueba%20de%20Lachman%3A%20Se%20lleva,el%20desplazamiento%20entre%20ambos%20huesos

Calvo-Fernández, Y., & Lago-Rodríguez, Á. (2022). Programa preventivo de lesión de ligamento cruzado anterior en fútbol femenino durante períodos de confinamiento. *MHSALUD Revista en Ciencias del Movimiento Humano y Salud*, 19(2), 1–21. <https://doi.org/10.15359/mhs.19-2.10>

Canny Edge Detector, Hough Transform, LineSegmentDetector and CamScanner clone. (2020, febrero 10). IUST Projects. <https://iust-projects.ir/post/dip05/>

Chart, L. (2020). Getting started with. *Stir.ac.uk*. https://sportsciencesafety.stir.ac.uk/files/2020/09/adinstLabchart_gettingStarted.pdf

Cooper, A. D., & Khoury, M. A. (s/f). Ligamento Cruzado Anterior - Revista de Artroscopía. *Revistaartroscopia.com*. Recuperado el 25 de abril de 2023, de <https://www.revistaartroscopia.com/ediciones-antteriores/51-volumen-05-numero-1/volumen-3-numero-7/310-ligamento-cruzado-anterior>

Díaz-Rodríguez, N., Garrido-Chamorro, R. P., & Castellano-Alarcón, J. (2007). Ecografía: principios físicos, ecógrafos y lenguaje ecográfico. *Semergen*, 33(7), 362–369.

[https://doi.org/10.1016/s1138-3593\(07\)73916-3](https://doi.org/10.1016/s1138-3593(07)73916-3)

Dougherty, C. P. (2012). Single tunnel double bundle anterior cruciate ligament reconstruction (Patent Núm. 8333802). En US Patent (Núm. 8333802).

Drs. Carolina Rabat J, Gonzalo Delgado P, Enrique Bosch O. (2008). Signos de rotura del ligamento cruzado anterior en radiografía simple. *Revista Chilena de Radiología*.

Durán Acevedo, C. M., & Jaimes Mogollón, A. L. (2013). Optimización y clasificación de señales EMG a través de métodos de reconocimiento de patrones. *Org.co*.

[http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-17982013000100009)

[17982013000100009](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-17982013000100009)

Echemendia, F., Suárez, Y. R., Rodríguezgómez, H. M., Ruíz, P., Cabrerizo, J. A. M., Azevedo, A. B., Ganga, F., Sáez, W., Rodríguez-Ponce, E., Wandercil, M., Estévez, M., Machado, C., Arrufat-Pié, E., Santos, A. S., González, L. M., Jiménez, S. O., García, A. R. G., Jacobo-Hernandez, C. A., & Pardo, E. D. (2012). a) Radiografía original b) Resultados de la binarización. *ResearchGate*.

https://www.researchgate.net/figure/a-Radiografia-original-b-Resultados-de-la-binarizacion_fig1_280078602

estefy. (2019, febrero 21). ¿Qué es el test de Lachman y para qué se utiliza? *Menudos*

Peques - Todo sobre el embarazo, bebés y niños. Consejos, guías y recursos para padres y madres. <https://www.menudospeques.net/salud/lca-lachman>

Extracción de Bordes; Operadores Sobel, Prewitt y Roberts. (2016). Ipn.mx.

<https://www.boletin.upiita.ipn.mx/index.php/ciencia/669-cyt-numero-55/1293-extraccion-de-bordes-operadores-sobel-prewitt-y-roberts>

Gila, L., Malanda, A., Rodríguez Carreño, I., Rodríguez Falces, J., & Navallas, J. (2009).

Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas. *Anales Del Sistema Sanitario de Navarra*, 32, 27–43. <https://doi.org/10.4321/s1137-66272009000600003>

Guzmán-Muñoz, E., & Méndez-Rebolledo, G. (2018). Electromiografía en las Ciencias de la Rehabilitación. *Salud Uninorte*, 34(3), 753–765.

http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-55522018000300753

Implementación de métodos para medir la fatiga muscular en cirujanos a través de electromiografía. (2016). Unican.es.

<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/8683/385665.pdf;jsessionid=6F92C6C9911E874A3E2CEADD56FBC0BD?sequence=1>

Junquera, I. (s/f). Valgo y varo de rodilla. *Fisioterapia-online.com*; *FisioOnline*.

Recuperado el 25 de abril de 2023, de <https://www.fisioterapia-online.com/valgo-y-varo-de-rodilla-que-es-causas-sintomas-diagnostico-tratamiento>

LabChart. (2020). ADInstruments. <https://www.adinstruments.com/products/labchart>

Lesión del ligamento cruzado anterior. (2022, diciembre 1). MayoClinic.org.

<https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/acl-injury/symptoms-causes/syc-20350738>

Lesiones del ligamento cruzado anterior (LCA). (s/f). Cigna.com. Recuperado el 25 de abril de 2023, de <https://www.cigna.com/es-us/knowledge-center/hw/temas-de-salud/lesiones-del-ligamento-cruzado-anterior-hw124401>

Ligamento cruzado anterior. Parte 1: función y abordaje. (2019, octubre 15). Kinética Salud Fisioterapia; Kinetica salud. <https://kineticasalud.com/lesion-en-el-ligamento-cruzado-anterior-parte-1-funcion-y-abordaje/>

Lintner, D. M., Kamaric, E., Moseley, J. B., & Noble, P. C. (1995). Partial tears of the anterior cruciate ligament. Are they clinically detectable?: Are they clinically detectable? *The American Journal of Sports Medicine*, 23(1), 111–118.
<https://doi.org/10.1177/036354659502300119>

Magro, R. (2013). BINARIZACIÓN DE IMÁGENES DIGITALES Y SU ALGORITMIA COMO HERRAMIENTA APLICADA A LA ILUSTRACIÓN ENTOMOLÓGICA. *Sea-entomologia.org*. <http://sea-entomologia.org/PDF/Boletin53/443464BSEA53BinarizacionRMagro.pdf>

Médica, D. en U. (2018, septiembre 12). Creación de la imagen. *Diplomadomedico.com*.
<https://diplomadomedico.com/creacion-la-imagen/>

Medrano, B., & Dpto, G. (2014). Procesamiento de imágenes con MATLAB. *Personal.us.es*. https://personal.us.es/majiro/2014_10_10_clase2.pdf

Monasterio, A. (s/f). PRUEBA DE LOSEE. Blog de Fisioterapia.

Noyes, F. R., & Torrie, P. A. (2000). Cruciate ligament reconstruction template (Patent Núm. 6022356). En US Patent (Núm. 6022356).

Ortiz de Montellano Gallaga, M. J., Sierra Pérez, M., Aponte Fonseca, J. E., & Martínez García, J. (2022). Reconstrucción del ligamento anterolateral en pacientes con lesión del ligamento cruzado anterior. Acta médica Grupo Ángeles, 20(2), 151–156.
<https://doi.org/10.35366/104276>

Paguay, A. R., & Urgíles Ortiz, P. R. (2012). recuperacion de imagenes mediante extraccion de blobs aplicacndo el operados laplaciano de gauss y el kernel gaussiano y desarrollo de un prototipo. Edu.ec.
<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/1710/15/UPS-CT002312.pdf>

Pérez, A. B. (2016). Desarrollo de algoritmos de procesamiento de imagen avanzado para interpretación de imágenes médicas. Aplicación a segmentación de hígado sobre imágenes de Resonancia Magnética multiseuencia. Core.ac.uk.
<https://core.ac.uk/download/pdf/80047395.pdf>

Prueba de Losee. (2022, noviembre 28). Fisiotutores.

<https://www.physiotutors.com/es/wiki/losee-test/>

Prueba del cajón anterior. (2021, noviembre 15). Fisiotutores.

<https://www.physiotutors.com/es/wiki/anterior-drawer-test/>

Radiografía de rodilla: ¿Cómo es? (2020, agosto 21). Blog labs.doctoralia.com.mx.

<https://labs.doctoralia.com.mx/blog/radiografia-de-rodilla-como-es/>

Residente, R. (2019). Medicina del deporte. Acta medica colombiana: AMC: organo de la Asociacion Columbiana de Medicina Interna, 43(2S), 176.

<https://doi.org/10.36104/amc.2018.1400>

RM y la rotura del ligamento cruzado anterior (LCA). (s/f). CIRUGIA DEL DEPORTE PARIS.

Roche, M. W. (2016). Method for detecting body parameters (Patent Núm. 9451919). En US Patent (Núm. 9451919).

Rodríguez, J. (2016, diciembre 28). Ligamento cruzado anterior, la información más completa. Fisioterapia para fisioterapeutas y pacientes - lafisioterapia.net; lafisioterapia.net. <https://lafisioterapia.net/ligamento-cruzado-anterior-la-informacion-mas-completa/>

Ruptura del Ligamento Cruzado Anterior en Mujeres. (2019, agosto 22). Médico, Ortopedia, Artroscopia en Medellín | Luis Alejandro Velásquez - Médico Ortopedista; Luis Alejandro Velásquez R - Médico Ortopedista, Artroscopista. <https://orttopedia.com/blog/ruptura-del-ligamento-cruzado-anterior-en-mujeres/>

Su, X. (2022). Application of patient function recovery after reconstruction of the anterior cruciate ligament. Revista Brasileira de Medicina Do Esporte, 28(1), 20–22. https://doi.org/10.1590/1517-8692202228012021_0478

Tema 2: PROCESAMIENTO EN EL DOMINIO ESPACIAL (Parte 2). (2012).

Asignatura.us.es. http://asignatura.us.es/imagendigital/Tema2-ParteII_Filtros.pdf

Tema 4: Segmentación de imágenes. (2012). Alojamiento.us.es.

<http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/tema4.pdf>

Tema 5: Morfología. (2010). Alojamiento.us.es.

<http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/tema5-1.pdf>

Tipos de operaciones morfológicas - MATLAB & Simulink - MathWorks América

Latina. (s/f). Mathworks.com. Recuperado el 9 de mayo de 2023, de

<https://la.mathworks.com/help/images/morphological-dilation-and-erosion.html>

Vargas, A., Amescua-Guerra, L. M., Bernal, M. A., & Pineda, C. (2008). Principios físicos

básicos del ultrasonido, sonoanatomía del sistema musculoesquelético y artefactos

ecográficos. Medigraphic.com. [https://www.medigraphic.com/pdfs/ortope/or-](https://www.medigraphic.com/pdfs/ortope/or-2008/or086e.pdf)

[2008/or086e.pdf](https://www.medigraphic.com/pdfs/ortope/or-2008/or086e.pdf)

Canny, J. F. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on

Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8, 679-698.

(Rebaza, 2007)

Rebaza, J. V. (2007). *Detección de bordes mediante el algoritmo de Canny*.

Researchgate.net.

[https://www.researchgate.net/publication/267240432_Deteccion_de_bordes_media](https://www.researchgate.net/publication/267240432_Deteccion_de_bordes_mediante_el_algoritmo_de_Canny)

[nte_el_algoritmo_de_Canny](https://www.researchgate.net/publication/267240432_Deteccion_de_bordes_mediante_el_algoritmo_de_Canny)

(Zero crossing detection, 2016)

Zero crossing detection. (2016, enero 2). Prometec.net; Tienda y Tutoriales

Arduino. <https://www.prometec.net/zero-crossing-detection/>

(David HarveyDePauw University, 2022)

David HarveyDePauw University. (2022, octubre 30). *5.1: La relación señal/ruido*.

LibreTexts Español; Libretexts.

https://espanol.libretexts.org/Quimica/Qu%C3%ADmica_Anal%C3%ADtica/An%C3%A1lisis_Instrumental_%28LibreTextos%29/05%3A_Se%C3%B1ales_y_Ruido/5.01%3A_La_relaci%C3%B3n_se%C3%B1al/ruido

(Techtalks, 2019)

Techtalks. (2019, octubre 22). *Qué son las redes neuronales y sus funciones*.

ATRIA Innovation. <https://www.atriainnovation.com/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-funciones/>

(*Tipos de operaciones morfológicas - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina*, 2019)

Tipos de operaciones morfológicas - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina. (2019). Mathworks.com.

<https://la.mathworks.com/help/images/morphological-dilation-and-erosion.html>