

Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Ingeniería

Doctorado en Mecatrónica

**Sensor inteligente basado en termografía infrarroja para evaluación y clasificación de lesiones en rodilla.**

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de  
Doctor en Mecatrónica

Presenta:

**M. en C. Omar Trejo Chávez**

Dirigido por:

**Dr. Irving Armando Cruz Albarrán**

Co-Director:

**Dr. Luis Alberto Morales Hernández**

San Juan del Río Querétaro, Querétaro, Mayo 2024.

La presente obra está bajo la licencia:  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

### Usted es libre de:

**Compartir** — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

### Bajo los siguientes términos:



**Atribución** — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.



**NoComercial** — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



**SinDerivadas** — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

**No hay restricciones adicionales** — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

### Avisos:

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería  
Doctorado en Mecatrónica

Sensor inteligente basado en termografía infrarroja para evaluación y clasificación de lesiones en rodilla.

**TESIS**

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de  
Doctor en Mecatrónica

**Presenta:**

M. en C. Omar Trejo Chávez

**Dirigido por:**

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán

**SINODALES**

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán  
Presidente

\_\_\_\_\_

Firma

Dr. Luis Alberto Morales Hernández  
Secretario

\_\_\_\_\_

Firma

Dr. Juan Primo Benítez Rangel  
Vocal

\_\_\_\_\_

Firma

Dr. Emmanuel Reséndiz Ochoa  
Suplente 1

\_\_\_\_\_

Firma

Dr. Martín Valtierra Rodríguez  
Suplente 2

\_\_\_\_\_

Firma

Centro Universitario  
Querétaro, Qro.  
México 2024

## Resumen

Este estudio de tesis desarrolló metodologías para utilizar la termografía infrarroja como apoyo en la identificación y clasificación de lesiones en la rodilla. Se examinaron 72 participantes, hombres y mujeres de 19 a 25 años, deportistas habituales. Entre ellos, 36 no tenían lesiones en las piernas, 24 tenían lesiones patelofemorales bilaterales y 12 tenían lesiones patelofemorales unilaterales. Dentro de la metodología propuesta, se diseñó un protocolo para la obtención de imágenes termográficas en estado basal y después de la aplicación de crioterapia y termoterapia en la rodilla. Al hacer el análisis estadístico con los datos de temperatura obtenidos en la región de interés se pudo observar que existen cambios significativos ( $p < 0.05$ ) de temperatura entre los grupos con participantes clínicamente sanos y con presencia de lesión patelofemoral especialmente aquellos grupos a los que se les aplicó estrés térmico por termoterapia. Se utilizó la termografía para crear una base de datos con imágenes de tres grupos (sano, lesión bilateral, lesión unilateral). Se emplearon redes neuronales convolucionales para desarrollar un sistema de clasificación de lesiones, con una metodología para expandir la base de datos mediante procesamiento digital de imágenes. La base de datos final incluyó 576 imágenes (192 por clase), con un 60% para entrenamiento, 20% para validación y 20% para pruebas. Los resultados de la matriz de confusión muestran una precisión del 98.2% en la capacidad de clasificación del sistema. Por lo tanto, se concluye que el uso de termografía infrarroja para clasificar lesiones en la rodilla puede ser una alternativa que debe explorarse más a fondo en diferentes tipos de lesiones en esa área. Además, la aplicación de estrés térmico mediante termoterapia demuestra ser una opción válida para generar cambios significativos de temperatura entre los grupos control y experimental. También se ha demostrado que el uso de metodologías para ampliar la base de datos de imágenes termográficas es una alternativa eficaz cuando la población de estudio es limitada.

**Palabras clave:** Termografía, lesión patelofemoral, redes neuronales convolucionales, clasificación y rodilla.

## Summary

The purpose of this thesis study was to develop methods for the use of infrared thermography to aid in the identification and classification of knee injuries. 72 participants, males and females between the ages of 19 and 25 years old, regular athletes, were examined. Of these, 36 had no leg injuries, 24 had bilateral patellofemoral injuries, and 12 had unilateral patellofemoral injuries. A protocol for obtaining thermographic images in the basal state and after the application of cryotherapy and thermotherapy to the knee was designed within the proposed methodology. When performing statistical analysis on the temperature data obtained in the region of interest, it was observed that there were significant changes ( $p < 0.05$ ) in temperature between the groups with clinically healthy participants and with the presence of a patellofemoral lesion, especially in the groups to which thermal stress was applied by thermotherapy. Thermography has been used for the creation of a database with images of three groups (healthy, bilateral lesion, unilateral lesion). Convolutional neural networks were used to develop a lesion classification system. A methodology was developed to extend the database using digital image processing. The final database contained 576 images (192 per class). 60% were used for training, 20% for validation and 20% for testing. The accuracy of the classification ability of the system was 98.2% according to the results of the confusion matrix. Therefore, it can be concluded that the use of infrared thermography for the classification of knee injuries may be an alternative that should be further explored in different types of knee injuries. In addition, the application of thermal stress through thermotherapy proves to be a valid option. It can be used to create significant temperature changes between the control and experimental groups. When the study population is limited, the use of methods to expand the thermographic imaging database was also shown to be an effective alternative.

**Keywords:** Thermography, patellofemoral lesion, convolutional neural networks, classification system, and knee.

## **Dedicatoria**

*A mis abuelos; Mamá Carmen †, Papá Lupe † y Mamá Mella.*

*Cuando comencé esta etapa de mi vida, tenía la dicha de tener a todo el núcleo familiar a mi lado, sin embargo, el destino decidió que por alguna razón no vieran completada mi etapa del doctorado culminada. Este trabajo es dedicado a ellos porque fueron personas excepcionales, quienes les inculcaron el buen ejemplo a mis padres para que el día de hoy, sea una persona con buenos valores y principios. También estoy consciente que a pesar de que el día de hoy no se encuentren a mi lado, estarían orgullosos de culminar otra etapa de preparación profesional.*

*Sé, que desde donde están, me cuidan y me dan las fuerzas para seguir adelante.*

## **Agradecimientos**

*Agradezco a mis padres, por todo el tiempo que han trabajado por nosotros, sus hijos. Por permanecer unidos a pesar de las tantas circunstancias o dificultades que han pasado como pareja, por no rendirse y ser además de buenos padres; consejeros, amigos, incluso jueces de nuestras acciones desatinadas. Gracias por todo lo que han hecho por mi y por mis hermanos, los amo.*

*A mis hermanos, por su apoyo incondicional y por el ejemplo que me han dado, algunos buenos, otros malos, en fin, todo se agradece.*

*A mi novia, por darme ánimos a lo largo de estos 6 años juntos, por apoyarme en mis decisiones, sin ella hubiera sido más difícil este camino.*

*Agradezco a mis amigos, quienes han compartido conmigo más de 14 años, 10 años, 5 años, de conocernos, de convivir incluso más que con mis hermanos, ellos han sido parte fundamental para obtener los títulos que me avalan como ingeniero, maestro en ciencias y ahora, si todo sale bien, como doctor en mecatrónica.*

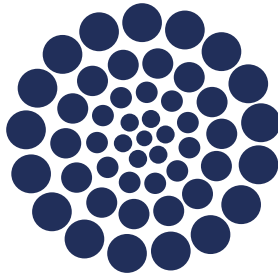
*A Irving, por darme esa libertad de elegir un tema de tesis, por apoyarme y guiarme por el camino de la investigación, no fue fácil, muchos retos al principio, pero finalmente los productos llegaron. Más aún, por su amistad y el esfuerzo mostrado en estos casi 5 años.*

*Al Dr. Luis Alberto Morales, por su apoyo durante el doctorado, por la confianza que me tuvo para la utilización del equipo termografico utilizado en la etapa de pruebas, por su amistad y por el tiempo que hemos compartido durante más de 8 años, siendo parte fundamental de mi estancia durante el posgrado en la facultad.*

*A mis profesores de la Universidad Autónoma de Querétaro, voy a generalizar, para no hacer otra tesis de agradecimientos. Durante mi estancia en la universidad, fue muy agradable para mí la convivencia que tuve con la mayoría de mis profesores, con quienes siempre hubo un ambiente de respeto, igualdad y de amistad. Gracias por todos los conocimientos que me han compartido hasta la fecha, por haber colaborado en los trabajos de investigación del doctorado, muchas gracias.*

## **Agradecimiento Institucional**

Se agradece al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por otorgarme la beca nacional **763065** durante mi estancia en el doctorado en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro.



# **CONAHCYT**

CONSEJO NACIONAL DE HUMANIDADES  
CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS



## Índice general

1. Introducción .....	1
1.1. Antecedentes .....	2
1.1.2. Lesiones en rodilla .....	3
1.1.2. Termografía.....	4
1.1.3. Termografía clínica .....	5
1.1.4. Termografía clínica deportiva .....	6
1.1.5. Estudios y termografía en rodilla .....	7
1.1.6. Sensores inteligentes desarrollados en la UAQ .....	8
1.2. Descripción del problema .....	10
1.3. Justificación.....	10
1.4. Hipótesis y objetivos .....	11
1.4.1. Hipótesis.....	11
1.4.2. Objetivo general .....	11
1.4.3. Objetivos particulares .....	11
2. Fundamentación teórica .....	13
2.1. Termografía.....	13
2.1.1. Cámaras termográficas.....	14
2.1.2. Resolución.....	15
2.2. Procesamiento de imágenes .....	16
2.2.2. Técnicas básicas de procesamiento .....	18
2.2.3. Técnicas básicas para aumento de base de datos en imágenes. ....	20
2.3. Rodilla.....	23

2.3.1. Estructura interna de la rodilla .....	23
2.3.2. Lesiones en rodilla .....	23
2.4. Métodos para diagnóstico de patologías en rodilla .....	25
2.4.1. Exploración física.....	26
2.4.2. Radiografía.....	27
2.4.3. Ecografía .....	28
2.4.4. Tomografía.....	29
2.4.5. Resonancia Magnética .....	30
2.5. Inteligencia Artificial .....	30
2.5.1. Técnicas Deep learning.....	31
3. Metodología .....	35
3.1. Selección de participantes .....	36
3.2. Adquisición de imágenes termográficas. ....	37
3.2.1. Protocolo para adquisición de imágenes termográficas .....	38
3.2.2. Periodo de aclimatación de los participantes. ....	40
3.2.3. Adquisición de imágenes en estado basal. ....	41
3.2.4. Estrés térmico.....	41
3.3. Adquisición de la base de datos. ....	43
3.4. Sensor Inteligente para clasificación y detección de lesiones en rodilla. ....	43
3.4.1. Sistema de clasificación y/o detección de lesión en rodilla. ....	43
3.4.2. Interfaz de usuario para sensor inteligente.....	45
4. Resultados y Discusión .....	46
4.1. Selección de los participantes .....	46
4.2 Distribución de los grupos control y experimental. ....	49

4.3. Adquisición de imágenes termográficas .....	49
4.3.1. Preparación del lugar y equipo tecnológico .....	50
4.3.2. Adquisición de imágenes en estado basal. ....	50
4.3.3. Estrés térmico.....	51
4.4. Análisis estadístico de las imágenes en estado basal. ....	52
4.5. Análisis estadístico de las imágenes en estado basal y posterior al estrés térmico... 54	
4.5.1. Análisis de grupos control y experimental con lesión patelofemoral bilateral ..	55
4.5.2. Análisis de grupo control y experimental patelofemoral unilateral. ....	57
4.6. Base de datos (grupo control y experimental con lesión bilateral). ....	59
4.6.1. Configuración de la CNN para aumento de la base de datos. ....	60
4.7. Pruebas del sistema de clasificación y detección de lesiones en rodilla con 3 clases. .....	69
4.8. Desarrollo de interfaz de usuario del sensor inteligente .....	72
5. Conclusiones y prospectivas .....	76
5.1. Conclusiones .....	76
5.2. Conclusiones personales y prospectivas. ....	79
6. Bibliografía .....	83
7. Anexos .....	93
A. Carta de confidencialidad de datos.....	93
C. Requerimientos para adquisición de imágenes termograficas.....	96
D. Artículo publicado en la revista Electronics (EISSN 2079-9292) <b>FI 2.9</b> .....	98
E. Artículo publicado en revista Journal of thermal biology (ISSN: 1879-0992) <b>FI 2.7</b> 99	
F. Artículo publicado en revista Machines (EISSN 2075-1702) <b>FI 2.6</b> .....	100
G. Artículo de divulgación/difusión en revista Transdigital (ISSN: 2683-328X) .....	101

H. Participación (POSTER) en congreso Internacional “International Congress On Application Of Infrared Thermography In Sport Science”, organizado por la Universidad de Valencia, España. .... 102

## Índice de figuras

<b>Figura 1:</b> Elementos principales de la rodilla (Saladin et al., 2021).....	1
<b>Figura 2:</b> Espectro electromagnético. ....	13
<b>Figura 3:</b> Cámara infrarroja. ....	15
<b>Figura 4:</b> Sistema de coordenadas en imágenes (Elaboración propia). ....	16
<b>Figura 5:</b> Etapas de procesamiento de imágenes (Sáenz, 2015). ....	17
<b>Figura 6:</b> Histograma – ecualización .....	19
<b>Figura 7:</b> Reflexión de imágenes. a) Imagen original, b) Reflexión horizontal y c) Reflexión vertical.....	22
<b>Figura 8:</b> Rotación de imágenes. a) Imagen original, b) Rotación positiva y c) rotación negativa. ....	23
<b>Figura 9:</b> Test de Zohlen .....	26
<b>Figura 10:</b> Medición del ángulo Q. ....	27
<b>Figura 11:</b> Método de diagnóstico por rayos X. ....	28
<b>Figura 12:</b> Imagen longitudinal de rodilla (Ultrasonido). (de Vries et al., 2020).....	29
<b>Figura 13:</b> Red neuronal convolucional (CNN).....	32
<b>Figura 14:</b> Métricas de la matriz de confusión.....	34
<b>Figura 15:</b> Metodología general a bloques para desarrollo del sensor inteligente basado en termografía infrarroja. ....	35
<b>Figura 16:</b> Metodología para selección de participantes y conformación de los grupos control y experimental. ....	36
<b>Figura 17:</b> Habitación con ambiente controlado. ....	39
<b>Figura 18:</b> Aplicación de estrés térmico en grupos control y experimental.....	42
<b>Figura 19:</b> Procesamiento de imágenes, a) termografía. b) termografía en escala de grises, c) Ecualización y d) Matriz termal. ....	43
<b>Figura 20:</b> Sistema para clasificación de lesiones en rodilla y aumento de la base de datos. ....	44
<b>Figura 21:</b> Resumen de las características físicas de los participantes. ....	47

<b>Figura 22:</b> Exploración física para selección de grupos. a) Medición del ángulo Q y b) Test de Zohlen.....	47
<b>Figura 23:</b> Distribución de los participantes por género y patología en rodilla. ....	48
<b>Figura 24:</b> Adecuación de la habitación con ambiente controlado. ....	50
<b>Figura 25:</b> Adquisición de imagen termografica, a) Periodo de aclimatación, b) Adquisición, c) Imagen en estado basal. ....	51
<b>Figura 26:</b> Adquisición de imágenes (estrés térmico). a) Compresas, b) Aplicación, c) Imagen Crioterapia y d) Imagen termoterapia. ....	52
<b>Figura 27:</b> Imágenes termograficas antes y después de la aplicación de estrés térmico.....	52
<b>Figura 28:</b> Región de interés. ....	53
<b>Figura 29:</b> Diferencias de temperatura en estado basal entre grupos control y experimental. ....	54
<b>Figura 30:</b> Variación de temperatura en la región de interés ( $\Delta$ ; diferencia de temperatura respecto a la temperatura basal) después del estrés térmico. Grupo control vs grupo experimental (lesión patelofemoral bilateral). a) Crioterapia y b) Termoterapia. Las diferencias estadísticas se representan con los símbolos (* $p < 0.05$ ; ** $p < 0.001$ ). ....	56
<b>Figura 31:</b> Variación de temperatura en el proceso de termorregulación. a) Grupo control vs grupo experimental y b) Grupo experimental (rodilla sana vs rodilla lesionada). *Estadísticamente significativo ( $p < 0.05$ , ** $p < 0.01$ ). ....	59
<b>Figura 32:</b> Recorte de imagen termografica. a) Imagen Original (320 x 240), b) Rodilla derecha (80 x 80) y c) Rodilla izquierda (80 x 80). ....	60
<b>Figura 33:</b> Tamaño y preprocesamiento de imágenes termograficas.....	61
<b>Figura 34:</b> Valores de accuracy y configuración de la CNN para: a) Tamaño de imagen; b) Tamaño de imagen y tamaño de filtro; c) Tamaño de imagen, tamaño de filtro y batch-size; y d) Tamaño de imagen, tamaño de filtro, bath-size y número de épocas. ....	63
<b>Figura 35:</b> Arquitectura final de la CNN. ....	64
<b>Figura 36:</b> Entrenamiento y validación de la CNN. a) exactitud y pérdida. ....	65
<b>Figura 37:</b> Validación mediante predicciones. Matriz de confusión para el modelo propuesto de la CNN.....	65

<b>Figura 38:</b> Imágenes contaminadas con ruido sal y pimienta. a) Imagen original, b) Sal y pimienta 1%, c) Sal y pimienta 2% y d) Sal y pimienta 3%.	66
<b>Figura 39:</b> Predicciones realizadas por la CNN. Validación con imágenes de entrada contaminadas con ruido "Sal y pimienta" al 1%.	67
<b>Figura 40:</b> Alteración geométrica de imágenes termograficas. a) Original, b) Rotación 5° c) Rotación 10° y d) Rotación 15°.	68
<b>Figura 41:</b> Matriz de confusión con imágenes alteradas geométricamente.	68
<b>Figura 42:</b> Transformación geométrica. a) Imagen original y b) Imagen con reflexión horizontal.	69
<b>Figura 43:</b> Gráfica del entrenamiento de la CNN con 3 clases. a) exactitud y b) pérdida.	71
<b>Figura 44:</b> Predicciones realizadas por la CNN y clasificación de las clases (sano, patelofemoral bilateral y patelofemoral unilateral).	71
<b>Figura 45:</b> Interfaz de usuario del sensor inteligente basado en termografía infrarroja para clasificación y detección de lesiones en rodilla.	72
<b>Figura 46:</b> Detección del estado sano en rodilla.	73
<b>Figura 47:</b> Detección de lesión patelofemoral unilateral en rodilla.	74
<b>Figura 48:</b> Detección de lesión patelofemoral bilateral en rodilla.	75

## Índice de tablas

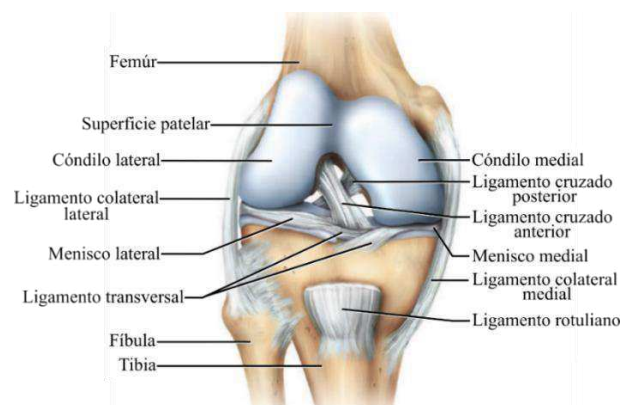
<b>Tabla 1:</b> Distribución de los grupos control y experimental, información general de cada grupo. ....	49
<b>Tabla 2:</b> Diferencia de temperatura por periodo de tiempo respecto a temperatura basal...55	55
<b>Tabla 3:</b> Análisis estadístico, grupo control contra grupo experimental.....58	58
<b>Tabla 4:</b> Exactitud y tiempo de entrenamiento de la CNN con diferentes configuraciones de imágenes de entrada. ....	61
<b>Tabla 5:</b> Resumen final de la configuración de la CNN. ....	64
<b>Tabla 6:</b> Indicadores de desempeño de la CNN con imágenes contaminadas con ruido sal y pimienta a diferentes niveles.....66	66
<b>Tabla 7:</b> Indicadores de desempeño de la CNN con alteración geométrica de imágenes....68	68



# CAPÍTULO 1

## 1. Introducción

La rodilla se erige como la principal articulación en los miembros inferiores del cuerpo humano ya que interviene en las diversas actividades de la vida diaria realizando desde los movimientos más simples como los más exigentes que se dan en el deporte y el trabajo (Davenport & Oczypok, 2020). Su estructura y función están entre las más complejas en el cuerpo humano. Está conformada por tres componentes óseos: el fémur, la tibia y la rótula. Además, presenta tejido cartilaginoso en su superficie, ligamentos cruciales como los cruzados anterior y posterior, los ligamentos colaterales medial y lateral, los ligamentos rotulianos, los meniscos y varios grupos musculares que se conectan a ella. Esta complejidad cinemática, debido a sus movimientos tridimensionales, y su complejidad mecánica al resistir presión, tensión o cizallamiento, la convierten en una articulación de suma importancia para el proceso de marcha en los seres vivos, destacando su relevancia fundamental en los seres humanos (Wang, 2022). En la Figura 1 se observa la estructura de la rodilla y algunos de los principales elementos que la integran.



**Figura 1:** Elementos principales de la rodilla (Saladin et al., 2021).

El estado físico y de salud en el que se encuentra la rodilla puede influir potencialmente en el estado de ánimo de las personas que padecen algún tipo de patología de rodilla, Rivera et al., (2020) evaluaron la interacción social de las personas con problemas en la rodilla y encontró relaciones negativas en el estado de ánimo de las personas debido al dolor y la depresión por la presencia de una lesión de rodilla, por tal motivo el desarrollo de investigaciones que sean de apoyo para el monitoreo de lesiones en rodilla tienen gran relevancia ya que serán una herramienta de apoyo para los especialistas en ciencias de la salud que se encargan de cuidar el bienestar de los seres humanos con respecto a la funcionalidad de sus extremidades.

En los últimos años los métodos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo para el análisis de imágenes se han utilizado ampliamente en el campo de las imágenes médicas para resolver problemas de clasificación, detección, segmentación y diagnóstico sin la intervención del especialista en imagenología. Hoy en día, los investigadores están utilizando el aprendizaje profundo con un modelo de CNN y sus arquitecturas en varias aplicaciones, la CNN muestra un gran éxito en el análisis de radiografías en la osteoartritis de rodilla de forma automática ya que no hay necesidad de preprocesamiento de imágenes (Awan et al., 2021), sin embargo, el uso de imágenes termográficas de rodilla para clasificación de lesiones sigue siendo una herramienta poco explorada en el área.

En esta sección se da información sobre el panorama general del trabajo de investigación de la presente tesis, con el fin de que el lector se familiarice con el tema se presenta la sección de antecedentes, en la subsección se abordan temas de interés como el uso de termografía infrarroja y las principales aplicaciones en el campo de la ciencia, para finalmente mostrar las investigaciones de relevancia para el uso de esta herramienta en ciencias de la salud. Esta tesis lleva por objetivo el uso de termografía infrarroja como un método que permita la identificación de lesiones en rodilla mediante métodos de inteligencia artificial específicamente de aprendizaje profundo con imágenes termográficas de rodilla.

### *1.1. Antecedentes*

En esta sección se realiza la revisión de literatura internacional, nacional y local sobre investigaciones que han abordado las áreas de investigación de la presente tesis. Inicialmente

se muestra un panorama general sobre la importancia y el impacto social que tiene la rodilla para los seres humanos, así como su principal función y como afecta el estado de ánimo de las personas al momento de presentar una lesión de rodilla. Continuando con esta sección se podrá encontrar información acerca del tipo de lesiones en rodilla y cuáles son las más frecuentes en la población en general. Por otro lado, también es necesario brindar un enfoque del uso de termografía como una de las herramientas no invasivas utilizada hoy en día para múltiples investigaciones, principalmente, en el ámbito clínico, de tal forma que en este apartado se discuten algunos trabajos en donde se ha utilizado la termografía infrarroja en ciencias de la salud, para finalmente dar un panorama general del uso de esta herramienta no invasiva y sus diferentes aplicaciones en cuanto a lesiones de rodilla, finalmente se discuten algunos trabajos en los cuales se han utilizado herramientas de inteligencia artificial para clasificación o detección de anomalías en distintas áreas del conocimiento, ya sea tecnológico, industrial o médico. Con estas bases, se pretende obtener el conocimiento necesario para el desarrollo de la tesis que lleva por nombre, sensor inteligente basado en termografía infrarroja para clasificación y detección de lesiones en rodilla.

### *1.1.2. Lesiones en rodilla*

El padecimiento de rodilla esta causado por diferentes patologías, es un tipo de problema clínico que puede afectar a personas de diferentes edades sin distinción alguna y contribuye siendo una de las principales causas de trabajo para los profesionales de la salud. De acuerdo con lo reportado por Ahmed et al. (2021) se ha demostrado que el dolor de rodilla afecta al 26.9% de la población general, siendo la mayor incidencia de lesiones debido a las actividades deportivas y por consiguiente una disminución en la calidad de vida de los jóvenes. Las lesiones en rodilla constituyen una de las principales causas de consulta médica, tanto en atención primaria como en atención especializada (Vergara et al., 2004).

De acuerdo a lo reportado por Seyyed Hossein et al. (2023), se estima que al menos el 32% de los atletas sufren de lesiones y problemas de rodilla, siendo el dolor patelofemoral una de las enfermedades de rodilla más comunes entre los atletas y no atletas, representa el 50% de las lesiones de rodilla y alrededor del 25% de las lesiones en extremidades inferiores, Sorfova et al. (2023) mencionan que el síndrome de dolor patelofemoral (PFPS – por sus siglas en

inglés) está asociado a diferentes condiciones que se pueden presentar con dolor, desbalance, disfunción, inflamación e inestabilidad en la rodilla. Este tipo de lesión es comúnmente diagnosticada por examinación clínica o por radiografía. Otra variante del dolor patelar es la llamada, condromalacia rotuliana, Levy et al. (2023) definen la condromalacia rotuliana como una lesión que se manifiesta con dolor en la región anatómica de la parte anterior de la rodilla, es una afección en la que el cartílago de la superficie rotuliana se reblandece y por ello causa un deterioro. Otra de las lesiones más comunes en el deporte es de ligamento cruzado anterior (LCA), este tipo de lesión es frecuente durante actividades deportivas dinámicas en la población joven y suele tener importantes consecuencias físicas, psicológicas y profesionales a corto y largo plazo (Smeets et al., 2019).

Algunas investigaciones para evaluación o detección de lesiones en rodilla son a partir de imágenes obtenidas con resonancia magnética. Joshi et al. (2019), utilizan imágenes por resonancia magnética para evaluar posibles lesiones de menisco como consecuencia en pacientes que presentaron una lesión ligamentaria, Roblot et al. (2019) evalúan un algoritmo basado en redes neuronales para detectar lesiones en menisco. Antony et al. (2017) hacen la detección automática de lesiones en pacientes con osteoartritis en análisis de imágenes por radiografía y utiliza redes neuronales para clasificar el grado de la lesión. Algunos métodos más recientes mencionan el uso de termografía como una de las herramientas para diagnóstico y monitoreo de lesiones deportivas.

### *1.1.2. Termografía*

La termografía infrarroja ha experimentado un crecimiento significativo en diversas áreas de la ciencia, consolidándose como una de las herramientas no invasivas más utilizadas en la actualidad (Garduño-Ramón et al., 2017). Esta tecnología permite la evaluación remota de la temperatura, el monitoreo de áreas extensas y la obtención de información detallada a través de imágenes térmicas. Además, su carácter no invasivo representa una ventaja significativa en comparación con otras técnicas de evaluación por imagen. Los estudios presentados a continuación emplean metodologías basadas en la captura de imágenes termográficas para monitorear, evaluar, diagnosticar y resolver problemas en diversas actividades cotidianas.

Los primeros inicios del uso de termografía fueron de carácter tecnológico y para solventar algunas necesidades en la industria. En otras investigaciones se han reforzado algunas técnicas para utilizar esta herramienta y que pueda ser de utilidad en el monitoreo y diagnóstico temprano de enfermedades en los seres vivos. Los primeros trabajos que se reportaron fueron en animales, aunque hoy en día siguen siendo el parteaguas de todas las investigaciones en el área de la salud, (Ermatinger et al., 2019) propusieron el uso de la termografía infrarroja para cuantificar las reacciones emocionales en primates (titís), tomando especial atención en la temperatura de la región nasal, algunos aspectos importantes es la metodología que siguieron para la adquisición de imágenes y las estimulaciones que usaron para lograr una variación en la temperatura superficial.

### *1.1.3. Termografía clínica*

El rol de la termografía para la detección de enfermedades y anomalías en el cuerpo humano es una herramienta que permite obtener y evaluar cambios mínimos en la superficie de la piel y asociarlos con algún padecimiento en específico (Singh & Singh, 2020).

La temperatura superficial puede sufrir cambios por exposición a temperaturas diferentes al cuerpo humano. Korukçu & Kiliç. (2012) realizaron la medición de temperatura en las manos y en la cara en conductores vehiculares en temporada de invierno para saber el intercambio de temperatura que existe entre las partes del cuerpo abrigadas y las que están expuestas a la temperatura ambiente. Salazar-López et al. (2015), obtuvieron la medición térmica de puntos de interés en el rostro de personas para evaluar el estado de ánimo después de experimentar un estímulo externo, obteniendo resultados significativos en la zona nasal. Algunos de los estudios que han permitido la detección de enfermedades en la periferia del cuerpo humano. Ng & Kee, (2008), desarrollaron una técnica para ayudar a la detección temprana de cáncer de mama por medio de termografía, en la investigación de Singh & Singh. (2020), establecieron el uso de termografía como uno de los principales sistemas para la detección temprana de anomalías en el cuerpo, en su estudio explican cómo es que el cáncer puede llegar a producir calor debido a los procesos que se experimentan por esta enfermedad, utilizan la ley de Stefan-Boltzman para entender la correlación que existe entre la energía emitida y su temperatura. Por otro lado, Guerrero-Robles et al. (2015), desarrollaron en

México, un sistema de detección de cáncer de mama entregando como resultado una herramienta de ayuda en la detección preventiva.

En la UAQ (Universidad Autónoma de Querétaro), Vega (2015), presenta una investigación que tiene por objetivo detectar cáncer de mama mediante un protocolo de adquisición de imágenes termográficas y procesamiento de imágenes con técnicas morfológicas y detección de bordes. Por su parte Jiménez (2015) desarrolla un sistema de visión artificial que utiliza la matriz de temperatura de una imagen termográfica con el fin de encontrar puntos críticos de temperatura en la planta del pie y coadyuvar a la detección temprana de ulceraciones en los pies. M. Garduño-Ramón et al. (2017), implementaron un sistema de detección de cáncer de mama basado en termografía que funciona como apoyo a los médicos, haciendo un tamiz para detección temprana de anomalías, y además permite la evaluación a mujeres de distintas edades. Cruz-Albarran et al. (2017) , desarrollaron un sistema inteligente por medio de marcadores térmicos a los que llamaron (biotermomarcadores) el sistema fue capaz de diagnosticar correctamente 5 emociones; alegría, miedo, ira, disgusto y tristeza, el sistema se puede auto calibrar para distintos sujetos, obteniendo resultados satisfactorios de hasta el 89.9%.

#### *1.1.4. Termografía clínica deportiva*

El uso de termografía en medicina deportiva es una opción a futuro, en el trabajo de Hildebrandt et al. (2010), plantearon un caso de estudio para observar las limitaciones que existen en termografía clínica y tratar de evitarlas, además, indicaron que la rodilla es una de las articulaciones que se ve más afectada en los deportes que involucran saltos o cambios abruptos de dirección o velocidad. En un estudio realizado por Moreira et al. (2017) llamado estudio Delphi, involucraron el uso de termografía para obtención de imágenes en deportes, en el estudio participaron especialistas en ciencias del deporte, fisioterapeutas, fisiólogos, que aprobaron y/o excluyeron diferentes casos de estudio, agregaron algunas aplicaciones de termografía para la prevención y el tratamiento de lesiones deportivas. Finalmente, dieron una lista de 15 casos de estudio para tomar en cuenta y hacer un uso correcto de termografía en medicina deportiva y para la salud pública en general.

La termografía clínica deportiva involucra el uso de esta herramienta en diferentes deportes. Novotny et al. (2015) describieron e hicieron la evaluación de la actividad en los músculos y las extremidades durante el ejercicio de natación estilo pecho, observaron que dependiendo la actividad física que se realice y el medio ambiente en el que se encuentre, la temperatura corporal incrementa o decrementa. Menezes et al. (2018), examinaron los efectos de un intenso programa de entrenamiento en futbolistas, donde identificaron lesiones como; contusiones, esguinces, desgarre, tobillo, rodilla, encontrando diferencias de temperatura de hasta 7° C, en la investigación de Priego-Quesada et al. (2019) obtuvieron la temperatura superficial en triatletas dos días después del comienzo de sus entrenamientos, encontrando que la temperatura en algunas regiones del cuerpo está directamente relacionadas con la masa muscular.

#### *1.1.5. Estudios y termografía en rodilla*

El uso de termografía para detección de temperatura en regiones de la rodilla se ha venido investigando en algunos trabajos y en diferentes aplicaciones. Denoble et al. (2010), evaluaron la reproducibilidad de las medidas de temperatura en la rodilla en pacientes que presentaron problemas de osteoartritis, utilizando imágenes adquiridas en un periodo de 6 meses y con datos evaluados mediante correlación de coeficientes, en su método dieron como medida un signo de inflamación o daño estructural en la rodilla, después de hacer una comparación con radiografía. En la investigación de Yang et al. (2014), se enfocaron en el incremento de temperatura en lesiones ligamentarias con datos obtenidos y monitoreados en un periodo de 2 años y destacaron las regiones; de la parte media de la rótula, inferomedial, supero medial, supero lateral y medial con aumento significativo de temperatura en comparación con la rodilla sana. Fokam & Lehmann, (2019), evalúan y diferencian la relación entre la temperatura superficial en la piel y el dolor artrítico de la rodilla, concluyen que el dolor se debe directamente con la inflamación presente en la zona afectada, durante este proceso los vasos sanguíneos se dilatan y hay mayor fluidez de la sangre lo cual provoca el calentamiento de la zona afectada el cual puede ser medido con termografía.

En la actualidad, existen trabajos en los cuales evalúan la temperatura en rodilla antes y después de una cirugía, en el trabajo de Romanò et al. (2011), realizan un corto estudio en

dos grupos de pacientes que fueron sometidos a una cirugía para el uso de prótesis en rodilla, el propósito principal de su trabajo es estudiar y comparar las temperaturas obtenidas en las imágenes termográficas dando como resultado los picos de temperatura más altos en los primeros días después de la cirugía. Windisch et al. (2016), obtienen las diferencias regionales de temperatura en pacientes que fueron sometidos a una artroplastia de rodilla y encontraron que la temperatura cambia considerablemente durante los primeros 5 días después de la cirugía. Por otro lado, Vega (2023) obtiene imágenes termográficas para cuantificar los niveles de asimetría térmica en diferentes regiones de los miembros inferiores, entre éstos se encuentra la rodilla, desarrolló un sistema basado en técnicas estadísticas que permite diferenciar 3 niveles de riesgo en personas con problemas de rodilla; riesgo bajo corresponde a personas clínicamente sanas, riesgo moderado considera a personas con lesión pero con valores de temperatura muy cercanas al grupo sano y por último riesgo alto refiriéndose así a las personas que presentan a la población lesionada y con mayor diferencia de temperatura en la zona.

#### *1.1.6. Sensores inteligentes desarrollados en la UAQ*

Los sensores inteligentes son descritos por el estándar IEEE 1451 como dispositivos con capacidad de almacenamiento limitada y una interfaz física estandarizada que facilita la comunicación con un procesador y una red de datos. Más allá de esta definición, un sensor inteligente se define como un sensor que integra los elementos necesarios, como dispositivos electrónicos y la implementación de algoritmos para realizar la adquisición de datos, filtrado, procesamiento, comunicación bidireccional e incluso la toma de decisiones (Alvarado-Hernandez et al., 2022). En la facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) campus San Juan del Río se han desarrollado trabajos relacionados con sistemas inteligentes y metodologías que cumplen con objetivos en específico en distintas áreas de la ingeniería, por ejemplo, Gonzalez-Abreu et al. (2023) realizan el monitoreo de perturbaciones de potencia para la generación de energía eléctrica mediante generadores eólicos y fotovoltaicos, desarrollando metodologías en técnicas para la detección novedosa de perturbaciones de potencia en señales reales bajo distintas condiciones. Por otro lado, Elvira-Ortiz et al. (2020) proponen una metodología basada en algoritmos genéticos para la



estimación de la potencia generada y el contenido armónico en señales eléctricas obtenidas en generadores fotovoltaicos. En otro trabajo, Valtierra-Rodríguez et al. (2020) proponen un modelo basado en redes neuronales convolucionales para la clasificación automática de fallas en motores de inducción utilizando imágenes en el plano tiempo-frecuencia mediante la transformada corta de Fourier. Como se puede observar en la facultad de ingeniería ya se han desarrollado metodologías que permiten el monitoreo, análisis, clasificación o detección de disturbios que tienen que ver con la calidad de la energía, cabe señalar que poco a poco la UAQ ha ido evolucionando en sus investigaciones y ha llevado este tipo de desarrollos a un ámbito multidisciplinario en donde intervienen principalmente áreas del conocimiento como ciencias de la salud, donde se pueden destacar los trabajos de; Garduño-Ramón et al. (2017), quienes proponen el uso de termografía como una herramienta no invasiva para el diagnóstico de cáncer de mama realizando la segmentación automática y la detección de las regiones con mayor temperatura en las imágenes termográficas mediante el operador morfológico watershed, siendo una herramienta de apoyo para la localización de tumores. Con respecto al uso de sensores termográficos, Rodríguez Medina et al. (2018) investigaron el comportamiento biopsicosocial del dolor en pacientes sobrevivientes de cáncer de mama utilizando imágenes termográficas y evaluando la expresión facial emocional de los participantes. Este estudio se llevó a cabo en colaboración con la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y emplearon el sistema inteligente termográfico desarrollado por Cruz-Albarran et al. (2017) para detección de emociones.

Como se puede observar la facultad de ingeniería de esta universidad ha venido trabajando con termografía, procesamiento de imágenes y sensores inteligentes por muchos años, este trabajo va encaminado a utilizar este tipo de técnicas en conjunto ya que la fusión de la inteligencia computacional con las imágenes médicas ha impulsado el desarrollo de técnicas avanzadas que son fundamentales para la detección de enfermedades, el pronóstico y la planificación del tratamiento. Las imágenes médicas han evolucionado para convertirse en un pilar fundamental de la práctica clínica moderna, permitiendo a los médicos obtener información valiosa sobre el funcionamiento interno del cuerpo humano.

### *1.2. Descripción del problema*

En cada una de las actividades físicas que se realizan a lo largo de nuestra vida, existen factores que pueden alterar la funcionalidad del sistema musculoesquelético y causar ciertos padecimientos que impiden continuar con una buena calidad de vida, los padecimientos más comunes son los que sufren las extremidades del cuerpo humano, ocurren de 6 a 10 casos de lesiones en rodilla por cada 1000 habitantes (Aldaco García et al., 2017).

Las lesiones traumáticas en la rodilla representan un problema clínico importante, millones de cirugías se realizan cada año en un intento por tratar este tipo de lesiones y evitar que este padecimiento impacte en las demás partes del cuerpo (Rodríguez-Merchán, 2013). Es importante que todos los profesionales involucrados en el tratamiento de pacientes con afecciones de rodilla estén informados sobre las ventajas específicas y limitaciones de las diversas técnicas de estudio para lesiones (Baert & Sartor, 2003).

Por lo tanto, es necesario el desarrollo de un sistema automático, no invasivo, seguro y que a partir del proceso fisiológico de termorregulación del cuerpo humano se desarrollen metodologías para el análisis, así como la comparativa del comportamiento de temperatura en estado basal y después de realizar estrés térmico para identificar y clasificar posible lesión en rodilla.

### *1.3. Justificación*

Actualmente se ha trabajado con termografía para evaluar el comportamiento de ciertos músculos y como es el cambio de temperatura al momento de efectuar actividades físicas (Menezes et al., 2018; Novotny et al., 2015), sin embargo, aún hay investigaciones por hacer respecto al monitoreo de temperatura en diferentes lesiones de rodilla, hoy en día no hay un sistema validado para la clasificación de lesiones en rodilla a partir de biotermomarcadores, además, aunque los métodos tradicionales que son usados para el diagnóstico de este tipo de lesiones sean no invasivos de alguna manera inducen rayos X, campo magnético, ondas sonoras, al cuerpo humano y algunos de estos tienen un alto costo.

Con el desarrollo de este proyecto de investigación se proponen protocolos para adquisición de imágenes termográficas en miembros inferiores del cuerpo humano y se podrá atender a

pacientes que presentan problemas de rodilla, desarrollando un sistema de bajo costo y no invasivo, que permita la adquisición, evaluación, caracterización y clasificación de lesiones en rodilla que le brinde al paciente un diagnóstico preventivo de una posible lesión en la articulación y evitarle problemas a futuro. Para la validación del sistema se estará colaborando con especialistas en el área de la salud en la Facultad de Enfermería en la Universidad Autónoma de Querétaro para la orientación y el uso de equipo terapéutico.

#### *1.4. Hipótesis y objetivos*

##### *1.4.1. Hipótesis*

A partir del calor generado en los tejidos del cuerpo humano debido al proceso de termorregulación, es posible realizar la medición de temperatura en la superficie de la piel con un sensor termográfico y a partir de la adquisición, el análisis de imágenes termográficas, se pueden desarrollar metodologías que evalúen el comportamiento de la temperatura en estado basal, así como el proceso de termorregulación después de aplicación de estrés térmico en la región de interés. De esta manera y con la información obtenida mediante una base de datos con imágenes es factible realizar un sistema inteligente con el objetivo de identificar y/o detectar lesiones en rodillas.

##### *1.4.2. Objetivo general*

Desarrollar un sistema inteligente basado en la adquisición de imágenes en miembros inferiores mediante un sensor termográfico que permita evaluar el comportamiento de temperatura para la identificación y/o clasificación de lesión en rodilla.

##### *1.4.3. Objetivos particulares*

- Proponer un protocolo para adquisición de imágenes termográficas y la obtención de biotermomarcadores en regiones de interés de personas de una misma complejión física, en estado sano y con afecciones en la articulación (rodilla), con el fin de obtener una comparativa.
- Desarrollar metodologías que permitan la obtención de biotermomarcadores en estado basal y/o después de estrés térmico en personas sanas y con lesiones de rodilla para evaluar el comportamiento de temperatura entre grupos.

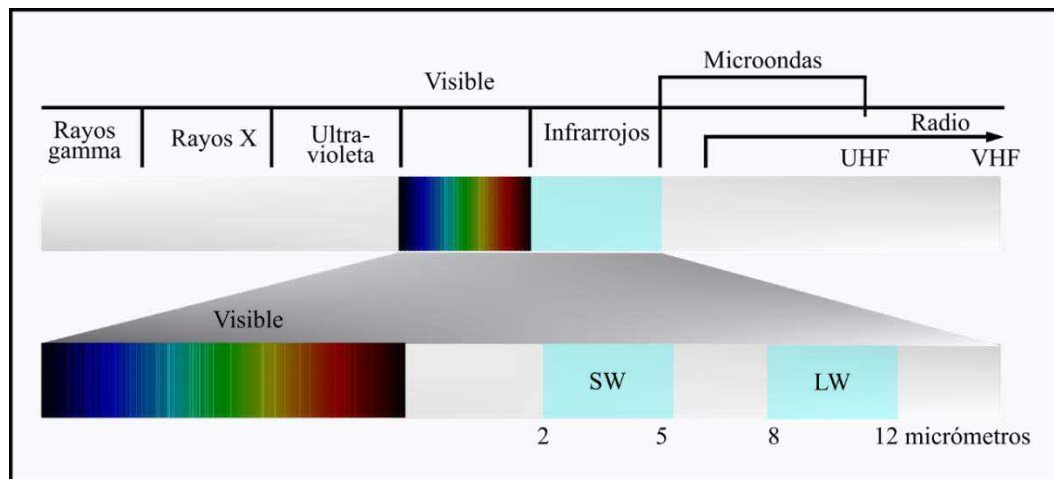
- Evaluar mediante gradientes de temperatura cada una de las distintas etapas, en estado basal y después de realizar estrés térmico, para comparación entre grupos control y experimental.
- Proponer técnicas para aumento de la base de datos y mediante métodos de clasificación evaluar la posible identificación de lesiones en rodilla entre los grupos control y experimental.
- Implementar las metodologías descritas con anterioridad en un sensor inteligente que permita la identificación de posible lesión de rodilla y que permita la comunicación con el usuario mediante una interfaz.
- Utilizar las metodologías y el sistema propuesto en la investigación para diferentes aplicaciones médicas o en el sector industrial en las cuales se utilizan imágenes termográficas.

# CAPÍTULO 2

## 2. Fundamentación teórica

### 2.1. Termografía

El ojo humano no puede percibir la radiación electromagnética en el espectro de luz visible. Todo tipo de radiación electromagnética que no está en este espectro, como la radiación infrarroja, es invisible para el ojo humano. Los infrarrojos se encuentran entre el espectro visible y las microondas en el espectro electromagnético. La radiación infrarroja principalmente proviene del calor o la radiación térmica. Todos los objetos que tienen una temperatura por encima del cero absoluto ( $-273.15\text{ }^{\circ}\text{C}$  o  $0\text{ K}$ ) emiten radiación en la región infrarroja. Incluso objetos aparentemente fríos, como cubos de hielo, emiten radiación infrarroja debido a su temperatura, en la Figura 2 se muestra el espectro electromagnético para comprender la diferencia entre la luz visible e invisible.



*Figura 2: Espectro electromagnético.*

La radiación infrarroja está comprendida en la banda entre  $0.75 \mu m$  a  $1000 \mu m$  como se observa en la **Figura 2**, fuera del rango del ojo humano, que detecta longitudes de onda entre  $0.4$  y  $0.7 \mu m$ . Esta banda infrarroja se subdivide en cuatro regiones: infrarrojo cercano ( $0.75 - 3 \mu m$ ), infrarrojo medio ( $3 - 6 \mu m$ ), infrarrojo lejano ( $6 - 15 \mu m$ ) e infrarrojo extremo ( $15 - 1000 \mu m$ ). Las cámaras trabajan usualmente en dos bandas: de  $2$  a  $5.6 \mu m$  y de  $8$  a  $14 \mu m$ , las cuales se eligen porque la absorción atmosférica en estas longitudes de onda es la menor (Larsen, 2012).

La ley de Stefan-Boltzmann establece que la cantidad de energía radiada por un cuerpo negro es directamente proporcional a la cuarta potencia de su temperatura absoluta, *ecuación 1*.

$$E = \epsilon \sigma T^4 \quad (1)$$

Donde,

$E$  es la energía emitida por el objeto en  $(\frac{W}{m^2})$ ,

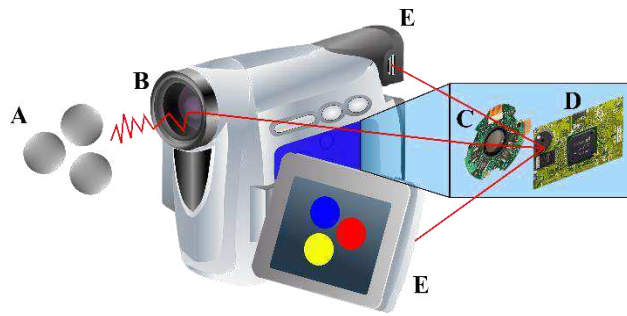
$\sigma$  representa la constante de Stefan-Boltzman ( $\sigma = 5.670393 \times 10^{-8} \frac{W}{m^2 K^4}$ ),

$T$  es la temperatura absoluta del objeto en escala Kelvin.

y  $\epsilon$  es la emisividad del objeto.

### 2.1.1. Cámaras termográficas

La energía de infrarrojos (A) que irradia un objeto se enfoca con el sistema óptico (B) sobre un detector de infrarrojos (C). El detector envía los datos al sensor electrónico (D) para procesar la imagen. Y el sensor traduce los datos en una imagen (E), compatible con el visor y visualizable en un monitor de vídeo estándar o una pantalla LCD (FLIR, 2011), como se muestra en la Figura 3.



**Figura 3:** Cámara infrarroja.

La termografía de infrarrojos implica convertir una imagen de infrarrojos en una imagen radiométrica que puede mostrar valores de temperatura, de modo que cada píxel en la imagen radiométrica representa una medición de temperatura. Este proceso requiere el uso de algoritmos avanzados para analizar las imágenes capturadas y aplicarlas de manera efectiva en diversas aplicaciones. Algunas de las características que deben considerarse para la selección de una cámara termográfica son; el rango de temperatura que son capaces de identificar, la resolución, calibración, y las regiones de interés a evaluar, entre otros aspectos.

### 2.1.2. Resolución

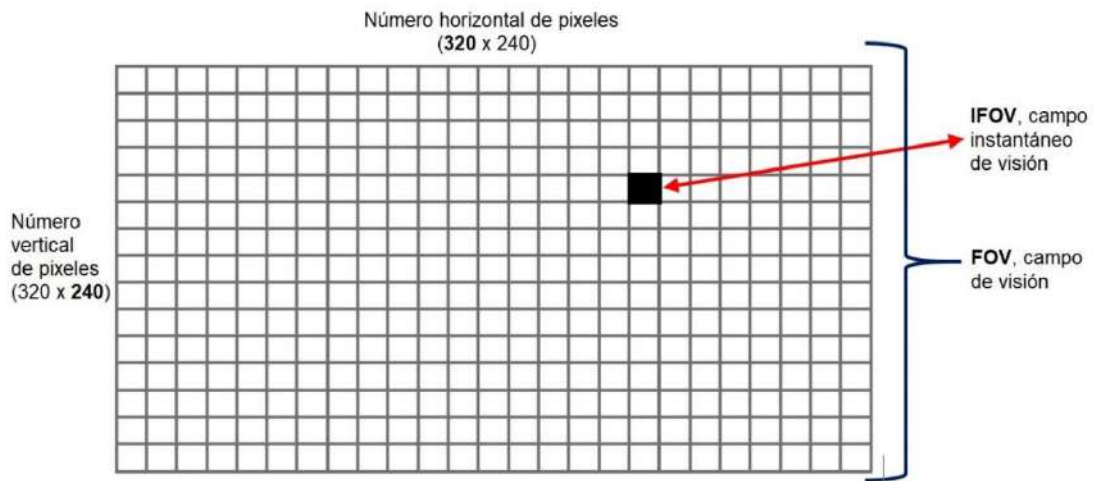
La resolución visual afecta la claridad con que se pueden ver los componentes u objetos bajo estudio. En ocasiones, cuando se diagnostica un problema, se debe distinguir con mayor lucidez aquella zona en la que se presenta el problema para poder dar un diagnóstico confiable (Trejo, 2018). Esto en termografía dependerá de varios factores, el diseño del sensor, el número de píxeles que es capaz de generar la imagen y la calidad de la óptica utilizada. Algunos de los conceptos utilizados para describir las características de una cámara termográfica, son los siguientes:

**Pixel:** es la menor unidad homogénea en color que forma parte de una imagen digital ya sea esta una fotografía, en termografía será la menor unidad que pueda detectar energía infrarroja.

**FOV:** (por su acrónimo en inglés, Field of View, Campo de visión) ángulo horizontal visible a través de una lente de infrarrojos.

**IFOV:** (por su acrónimo en inglés, Instantaneous Field of View, Campo de Visión Instantáneo) medida de resolución geométrica de una cámara de infrarrojos.

En la Figura 4 se pueden visualizar mejor los conceptos anteriores.



**Figura 4:** Sistema de coordenadas en imágenes (Elaboración propia).

## 2.2. Procesamiento de imágenes

Una imagen puede ser definida como una función en dos dimensiones  $f(x, y)$ , en el cual  $x$  y  $y$  son coordenadas espaciales, y la amplitud de  $f$  en cualquier par de coordenadas es denominado como nivel de grises de un punto  $(x, y)$  (Gonzales *et al.*, 2009)

Una imagen digital es una imagen en formato digital que se adecua para ser procesada por computadora y extraer información relevante en ella. Existen dos características importantes en una imagen digital:

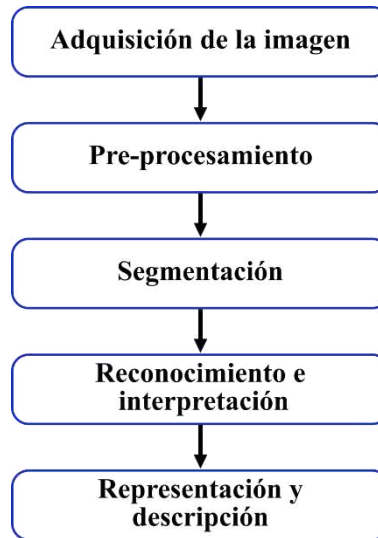
- Cuantificación espacial: las computadoras son incapaces de representar fácilmente funciones continuas arbitrarias, la función continua es una muestra, el resultado es una serie de elementos discretos o píxeles para imágenes 2D o voxels para 3D.
- Cuantificación de muestras: Valores discretos para cada píxel 1 bit, 8 bit (escala de grises) y 24 bit (imágenes a color).

### 2.2.1. Etapas de procesamiento de imágenes

El procesamiento de imágenes se basa principalmente en el desarrollo de metodologías para procesamiento en computadora, integrado de imágenes digitales y



dispositivos de entrada/salida (Sáenz, 2015). Las etapas para un buen procesamiento se presentan en la Figura 5.



*Figura 5: Etapas de procesamiento de imágenes (Sáenz, 2015).*

- **Adquisición de la imagen:** Este proceso es llevado a cabo por un transductor que puede convertir un tipo específico de energía de entrada en otro tipo diferente de energía de salida. En este caso, la energía de entrada es la radiación emitida por los cuerpos, lo que resulta en la formación de la imagen. Ejemplos comunes de transductores incluyen el ojo humano, cámaras termográficas, cámaras fotográficas y cámaras de video.
- **Pre-procesamiento:** Disminución de ruido generado por el transductor y mejorar las propiedades de la imagen (contorno, brillo, color, etc.), en el caso de la termografía el ruido está presente debido a la energía que capta el sensor por todos los factores que intervienen al adquirir la imagen.
- **Segmentación:** Permite, separar o dividir una imagen en objetos de interés, es decir, lo que en realidad se busca de la imagen, el porqué del procesamiento de imagen.
- **Reconocimiento e interpretación:** Es el resultado de la segmentación y de lo que se puede llegar a observar en la imagen, interpretar y asociarlos para darle su propio significado.

- Representación y descripción: Muestra el resultado final del procesamiento, describiendo a detalle las características de la imagen.

### 2.2.2. Técnicas básicas de procesamiento

Cuando se presentan variaciones en la intensidad de una imagen debido al ruido, deficiencias en la iluminación o bajo contraste, es necesario realizar un preprocesamiento de la imagen. El propósito principal de este preprocesamiento es corregir estos problemas y aplicar transformaciones que resalten las características deseadas de la imagen. Esto facilita las operaciones en etapas posteriores de análisis o procesamiento de la imagen.

La mayoría de las imágenes a color se basan en los colores primarios; rojo, verde y azul (RGB) que normalmente utiliza 8 bits para cada componente de color (Burger & Burge, 2016). Los filtros en espacios de color RGB son adecuados en programación ya que son fáciles de manipular y visualizar. Cuando se modifican colores dentro del espacio RGB es importante recordar que no hay proporcionalidad a nuestra percepción de color (por ejemplo, doblar el valor del componente rojo, no necesariamente el resultado parece ser el doble de color rojo). En general, en este espacio modificar diferentes puntos de color por la misma cantidad pueden causar cambios muy diferentes.

#### 2.2.2.1. Escala de grises

Tiene como objetivo principal la mejora de la calidad de la imagen, la conversión de una imagen a color a escala de grises procede calculando el valor equivalente de gris o luminancia  $Y$  para cada pixel  $RGB$  en su forma más simple, y podría calcularse como el promedio de los tres componentes en color  $R$  (Rojo),  $G$  (Verde) y  $B$  (Azul) como se muestra en la ecuación 2. Dado que percibimos rojo y verde como colores más brillantes que el azul, el resultado será oscura en las áreas rojo y verde y demasiado brillante en las azules. Por lo tanto, una suma ponderada del color de cada componente es utilizada para calcular el brillo equivalente, ecuación 3 (Angulo et al., 2011).

$$Y = Avg (R, G, B) = \frac{R+G+B}{3} \quad (2)$$

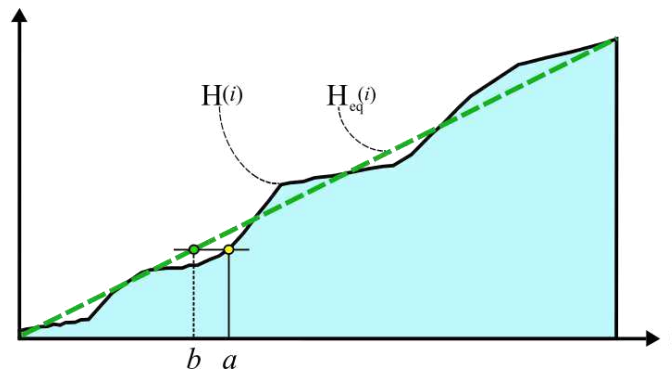
$$Y = Lum (R, G, B) = w_R * R + w_G * G + w_B * B \quad (3)$$

Donde:

$$w_R = 0.299, w_G = 0.587, w_B = 0.114$$

#### 2.2.2.2. Ecuación

La ecualización de histogramas es un proceso en el procesamiento de imágenes que busca ajustar la distribución de intensidades de los píxeles en una imagen para que coincida con una distribución de intensidades deseada o específica. El objetivo es mejorar el contraste de la imagen realzando los detalles en regiones de la imagen que originalmente tenían un contraste bajo aplicando una operación puntual de tal manera que el histograma de la imagen modificada se aproxime a una distribución uniforme Figura 6. Debido a que el histograma es una distribución discreta y las operaciones puntuales homogéneas solo pueden desplazar y fusionar (pero nunca dividir) entradas del histograma, en general sólo se puede obtener una solución aproximada (Burger & Burge, 2016). En concreto, no hay forma de eliminar o reducir picos individuales en un histograma, por lo que es imposible alcanzar una distribución verdaderamente uniforme.



**Figura 6:** Histograma – ecualización

La operación deseada  $f_{eq}()$  se obtiene simplemente a partir del histograma acumulativo de  $H$  de la imagen original.

$$f_{eq}(a) = \left[ H(a) \cdot \frac{K-1}{M \cdot N} \right] \quad (4)$$

donde,  $M \cdot N$  es el tamaño de la imagen con los valores de píxel ( $a$ ) en un rango de  $[0, K - 1]$ . La función resultante es la función  $f_{eq}(a)$ ,  $H(a)$  es monótonicamente creciente

porque  $K, M, N$  son constantes positivas. Una ecualización línea del histograma puede y suele provocar la fusión de las líneas del histograma y, en consecuencia, una pérdida de rango dinámico.

### 2.2.2.3. Matriz Termal

Un termograma en escala de grises puede convertirse en una imagen térmica comúnmente conocida como matriz térmica (Cruz-Albarran et al., 2018), esta representación consiste en obtener los valores en escala de grises de cada uno de los pixeles exactamente con el valor real de la temperatura, considerando únicamente la parte entera del valor, en la ecuación 5.

$$g(x, y) = \text{round} \left( \frac{g'_2 - g'_1}{g_2 - g_1} (f(x, y) - g_1) + g'_1 \right) \quad (5)$$

donde,  $f(x, y)$  es la imagen termografica con sus niveles de gris en el rango  $[g_1, g_2]$  y  $[g'_1, g'_2]$ . El rango de entrada  $[g_1, g_2]$  corresponde a los posibles niveles de gris de una imagen de entrada (de 0 a 255 para una imagen de 8 bits), mientras que el rango de salida  $[g'_1, g'_2]$  corresponde a los valores máximo y mínimo de temperatura, respectivamente.

### 2.2.3. Técnicas básicas para aumento de base de datos en imágenes.

En el diagnóstico clínico, la búsqueda de una mejor calidad de imagen es de máxima importancia. Por ello, muchos estudios recientes han utilizado métodos para el aumento de imágenes que abarcan estrategias de mejora, síntesis y generación. Además, el aumento de datos es necesario para entrenar modelos robustos dada la disponibilidad limitada de muestras. A medida que la base de datos es aumentada los sistemas inteligentes para clasificación y/o identificación tienen una notable mejora en la precisión de un diagnóstico clínico (Zhang et al., 2023). En esta sección se explican los métodos utilizados para el aumento de la base de datos con el fin de garantizar los resultados favorables a la investigación.

#### 2.2.3.1. Cambio en los niveles de intensidad

Las operaciones puntuales realizan una modificación de los valores de cada pixel en la imagen sin cambiar su tamaño, la geometría o la estructura local de cada imagen. Cada

nuevo valor del pixel  $b = I(u, v)$  que depende exclusivamente del valor anterior  $a = I(u, v)$  en la misma posición y, por lo tanto, es independiente de cualquier otro valor de pixel. Los valores originales de los píxeles  $a$  se convierten en los nuevos valores  $b$  mediante una función  $f$ , por ejemplo:

$$b = f(I(u, v)) \text{ or } b = f(a) \quad (6)$$

Por ejemplo, si se desea incrementar el contraste de una imagen un 50%, entonces cada pixel de la imagen se multiplica por un factor de 1.5 como se muestra en la *ecuación 7* y en caso de incrementar el brillo 10 unidades se le suman 10 unidades a cada pixel como se muestra en la *ecuación 8*. Es importante mencionar que para una imagen de 8 bits se debe establecer el límite máximo del valor para cada pixel en 255.

$$b = f(I(u, v) \cdot k) \quad (7)$$

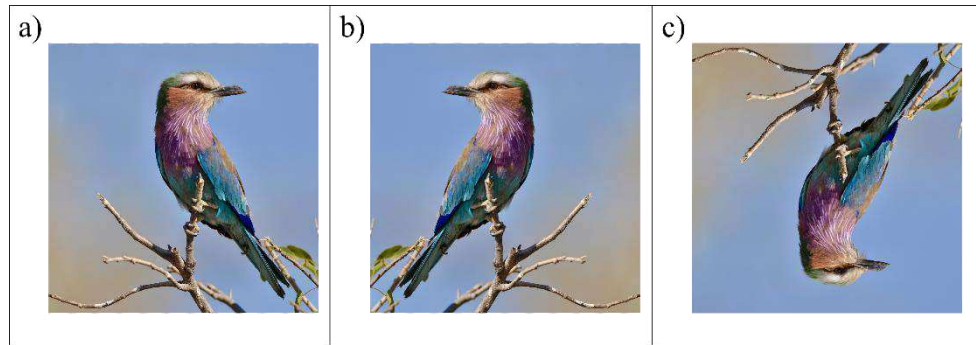
$$b = f(I(u, v) + k) \quad (8)$$

Donde,

$K$  es el valor de la constante para el incremento de contraste o brillo a cada pixel de la imagen.

#### 2.2.3.2. Reflexión horizontal y vertical.

La reflexión horizontal y vertical son operadores comúnmente usados en el procesamiento de imágenes, la reflexión puede ser en cualquiera de los ejes  $x$  e  $y$ , respectivamente. Estas operaciones son frecuentemente usadas en visión por computadora, diseño de gráficos, aplicaciones para el aumento de datos, transformaciones, etc. La reflexión horizontal es obtener una imagen en espejo con eje de simetría en el eje vertical, es decir, en una imagen los píxeles del lado izquierdo de la imagen original serían los píxeles del lado derecho en la imagen procesada, como se muestra en la Figura 7b. Por otro lado, para la reflexión vertical el eje de simetría sería el eje horizontal y por consiguiente los píxeles que estaban en la parte inferior de la imagen original pasan a ser los píxeles de la parte superior en la imagen procesada y viceversa, un ejemplo de la reflexión horizontal se muestra en la Figura 7c.



**Figura 7:** Reflexión de imágenes. a) Imagen original, b) Reflexión horizontal y c) Reflexión vertical.

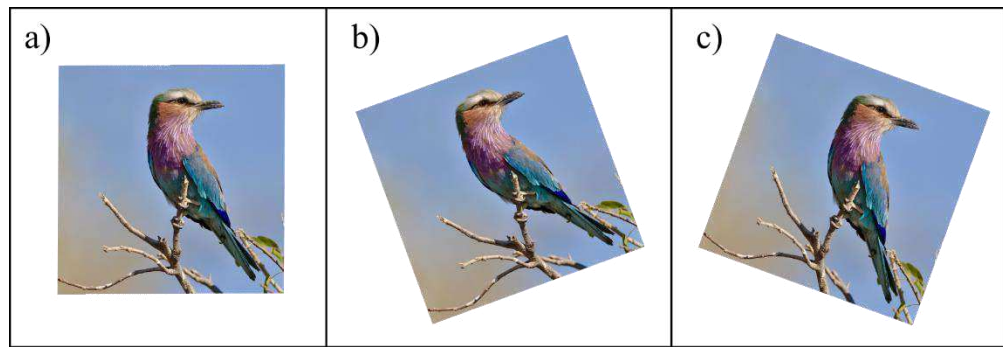
### 2.2.3.3. Rotación de la imagen.

La rotación de imágenes es un proceso en el cual se cambia la orientación de una imagen alrededor de un punto específico. Este proceso es comúnmente utilizado en el procesamiento de imágenes y visión por computadora para modificar la posición angular de una imagen. Cuando se rota una imagen, los píxeles de la imagen son reorganizados de acuerdo con un ángulo específico en relación con un punto central tal y como se puede observar en la Figura 8. Esto puede ser útil en diversas aplicaciones, como la corrección de orientación, la alineación de imágenes, la creación de efectos visuales o la preparación de datos para entrenar modelos de aprendizaje automático.

$$M = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (9)$$

Donde.

$M$  es la matriz de rotación,  $\theta$  es el ángulo de rotación de la imagen, positivo en el sentido contrario a las manecillas del reloj,  $\sin\theta$  y  $\cos\theta$  son funciones trigonométricas básicas.



**Figura 8:** Rotación de imágenes. a) Imagen original, b) Rotación positiva y c) rotación negativa.

### 2.3. Rodilla

La rodilla es la articulación más grande y compleja del cuerpo humano, es la articulación principal del cuerpo y su función es básicamente como una bisagra, además, cuando esta flexionada es capaz de una ligera rotación. Se estabiliza principalmente por el tendón del cuádriceps de enfrente y por el tendón del musculo en la parte posterior del muslo (Saladin et al. 2021).

#### 2.3.1. Estructura interna de la rodilla

La cavidad articular contiene dos cartílagos llamados menisco lateral y menisco medial, estos meniscos absorben el impacto del peso corporal empujándose hacia abajo y así evitar que el fémur se balancee de lado a lado. La rodilla está estabilizada por varios ligamentos que ayudan a prevenir movimientos excesivos. Los ligamentos que se encuentran dentro de la cápsula articular se denominan intraarticulares o intracapsulares. Entre estos ligamentos se incluyen el ligamento cruzado anterior (LCA) y el ligamento cruzado posterior (LCP). Por otra parte, los ligamentos que están por fuera de la capsula articular se llaman extraarticulares o extracapsulares como el ligamento lateral interno y el ligamento lateral externo (Saladin et al., 2021). Todos estos elementos los encontramos en la Figura 1.

#### 2.3.2. Lesiones en rodilla

Debido a la cantidad de actividades en donde ocupamos directa o indirectamente la rodilla se tienen factores de riesgo que pueden provocar lesiones en la articulación. Los trastornos de la articulación de la rodilla son frecuentes y pueden ser de origen traumático o no traumático. Anatómicamente, la articulación está formada por las articulaciones tibio

femoral y patelofemoral, cada una de las cuales realiza acciones diferentes. La articulación tibio femoral controla el movimiento durante la marcha nivelada, mientras que la patelofemoral interviene en la flexión-extensión de la rodilla. Debido a la suficiente estabilidad inherente de la articulación tibio femoral proporcionada por la forma ósea, los ligamentos y los músculos antagonistas, los trastornos no traumáticos son poco frecuentes en individuos jóvenes. Por el contrario, la articulación patelofemoral es intrínsecamente inestable. La rótula se mueve a lo largo del surco en dirección arriba-abajo. Además, el cuádriceps femoral y el tendón rotuliano tiran de la rótula lateralmente durante la extensión de rodilla. Por lo tanto, la mala alineación rotuliana es frecuente (Wu, 2023).

#### *2.3.2.1. Lesiones en la rótula*

La rótula (patela) es el hueso sesamoideo más grande del cuerpo humano y forma parte de la articulación de la rodilla. En la parte superior de la rótula se inserta el tendón del músculo cuádriceps, el cual envía fibras que pasan por delante de la rótula y se convierten en el tendón patelar, que se inserta finalmente en la tibia. La rótula se ubica en la parte anterior de la rodilla y se articula con la tróclea femoral. Su función principal es transmitir la fuerza generada por el músculo cuádriceps a la pierna. La superficie de la articulación entre la rótula y el fémur está cubierta de cartílago articular, al igual que en todas las articulaciones móviles. La rótula actúa como una polea y una palanca, lo que permite una mayor eficiencia en la biomecánica del aparato extensor de la rodilla. Las lesiones en rotula se pueden clasificar según el patrón de la fractura, los tipos de lesiones más comunes con transversales, fracturas multifragmentarias o por avulsión, las transversales ocurren frecuentemente en pacientes jóvenes de buena calidad ósea. Las fracturas por avulsión sin funcionalmente equivalentes a las interrupciones de la unión del tendón rotuliano con el cuádriceps. Las fracturas rotulianas pueden clasificarse como no desplazadas o desplazadas (Rodríguez-Merchán, 2013).

#### *2.3.2.2. Síndrome de dolor patelofemoral*

El síndrome de dolor patelofemoral es una condición caracterizada por la presencia de dolor en la región frontal de la rodilla y alrededor de la rótula, también conocida como patela. Esta molestia puede manifestarse en una o ambas rodillas y afecta tanto a personas activas en deportes de alto impacto como en aquellas que no practican actividad física de



manera intensa. Esta condición es especialmente común en mujeres y adultos jóvenes (Guillermo & Ibarra, 2021). En la literatura se han encontrado algunos factores que pueden causar este tipo de dolor en la rodilla, algunos de éstos son: Mayor ángulo Q, ángulo de surco, ángulo de inclinación de la rótula, menor fuerza de rotación externa de la cadera, entre otros (Papadopoulos et al., 2014). La prevalencia del dolor patelofemoral en la población en general es del 1-4% y el 20-25% de todas las lesiones de corredores que se presentan en las clínicas de medicina deportiva, además este tipo de lesión es muy común de encontrarse en personas que practican fútbol, hockey y voleibol. La presencia clínica se caracteriza por dolor detrás y alrededor de la rótula, este dolor se intensifica al momento de correr, sedestación prolongada, sentarse en cuclillas y al subir o bajar escaleras (Rodríguez-Merchán, 2013.).

#### *2.4. Métodos para diagnóstico de patologías en rodilla*

La estructura del cuerpo humano se estudia de varias maneras, una de las más simples es por inspección, observando la apariencia del cuerpo al realizar un examen físico o hacer un diagnóstico clínico a partir de la apariencia de la superficie. Los exámenes físicos no solo implican en mirar al cuerpo en busca de anormalidades, sino también de tocarlo y escucharlo, también se puede diagnosticar al palpar una región del cuerpo, es decir, sentir la estructura con las manos, como palpar un ganglio linfático inflamado o tomar el pulso. Por auscultación también se puede determinar alguna anomalía, con esta técnica se escuchan los sonidos naturales producidos por el cuerpo, como el corazón y los pulmones. En percusión, el examinador golpea ligeramente el cuerpo, detecta resistencia anormal y escucha el sonido emitido en busca de anomalías como bolsas de líquido o aire.

Una comprensión más profunda del cuerpo depende de la disección, un cuidadoso corte y separación de los tejidos para revelar las anormalidades que están ocurriendo, en muchas escuelas de ciencias de la salud uno de los primeros pasos en la formación de estudiantes es la disección de un cadáver, disección, obviamente, no es una opción para estudiar a una persona con vida. Este tipo de diagnósticos con mayor profundidad y exploratorios se reemplazó con técnicas de imagen clínicas, métodos los cuales permiten ver el interior del cuerpo sin necesidad de cirugía, la ciencia de la medicina que se encarga de los estudios con imagen se llama radiología (Saladin et al., 2021).

#### *2.4.1. Exploración física*

La evaluación física del síndrome patelofemoral consiste en el movimiento suave de la rótula mientras el paciente contrae el músculo cuádriceps. En este sentido, la presencia de dolor cuando el especialista palpa la rótula es un indicio de lesión patelofemoral.

##### *2.4.1.1. Test de Zohlen*

El test de Zohlen o de aprensión patelar se realiza con el paciente en la posición decúbito supino con las rodillas extendidas, mientras se encuentra en esta posición un experto en ciencias de salud para patologías en rodilla realiza un test empujando la rótula de proximal a distal mientras el paciente realiza una contracción voluntaria isométrica del cuádriceps, la respuesta positiva a la sensibilidad de dolor en la zona corresponde a la presencia de síndrome patelofemoral (Figuroa et al. 2015). En la Figura 9 se muestra un bosquejo de cómo realizar el test.



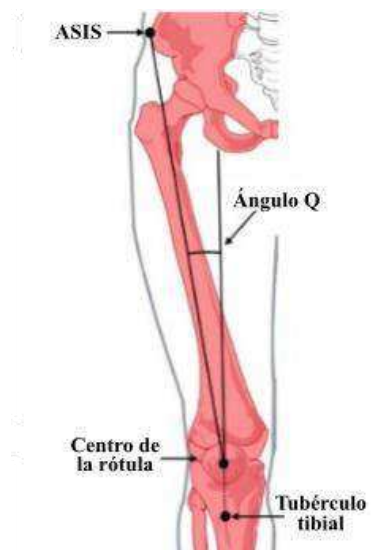
**Figura 9:** *Test de Zohlen* (Figuroa et al., 2015).

##### *2.4.1.2. Medición del ángulo Q.*

El término “ángulo Q” fue utilizado por primera vez por Barttström en 1964, definió el ángulo Q como el ángulo complementario del ángulo formado por la línea resultante de la fuerza del músculo cuádriceps y una línea desde el centro de la rótula hasta el centro del tubérculo tibial. Al no haber manera de medir esta línea resultante de la fuerza, los clínicos posteriores utilizaron la espina ilíaca anterosuperior (ASIS, por sus siglas en inglés) como el sustituto y emplearon el mismo término “ángulo Q”. Durante las siguientes tres décadas, la

medición del ángulo Q fue el único método para medir la lateralización del tubérculo. Se convirtió en el estándar de atención para cualquier examen de rodilla, especialmente para pacientes con dolor anterior de rodilla e inestabilidad rotuliana (Merchant et al., 2020).

Para simplificar un protocolo práctico y estándar para la medición del ángulo Q, los pacientes son colocados en la posición decúbito supino, con las rodillas extendidas y relajados en una mesa de exploración con la rótula apuntando hacia arriba (anteriormente). El ángulo Q está formado por la intersección de dos líneas, el procedimiento para la obtención de las líneas se explica a continuación: Con una cinta métrica, se mide la rótula de forma transversal y longitudinalmente para encontrar el centro de la rótula. Se marca una línea desde el centro de la rótula hasta el ASIS y otra hacia la tuberosidad de la tibia en su proyección hacia el muslo. Por último, se mide el ángulo formado entre ambas líneas. La imagen que ejemplifica la forma de realizar el procedimiento anterior se muestra en la Figura 10.

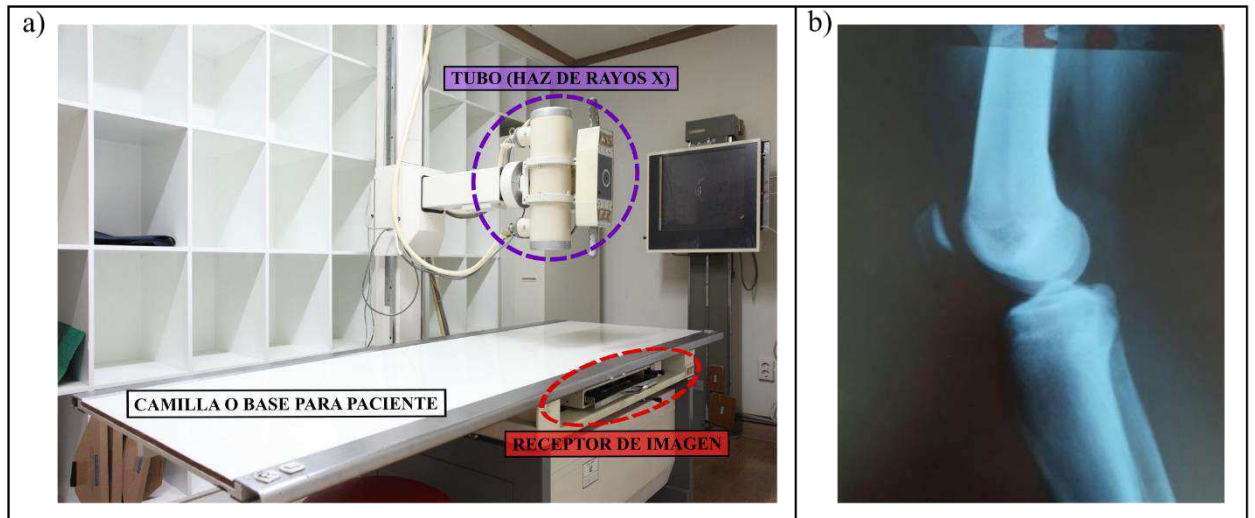


**Figura 10:** Medición del ángulo Q.

#### 2.4.2. Radiografía

La radiografía consiste en la obtención de una imagen bidimensional a partir de un objeto tridimensional (paciente). Consiste en proyectar las sombras radiográficas de la anatomía del paciente sobre el receptor de imágenes y suele denominarse, radiografía de proyección. La fuente de radiación en el tubo de rayos X es un pequeño punto, y los rayos X

que se producen en el tubo divergen a medida que se alejan de este punto. Debido a la divergencia del haz de luz el área de proyección se hace más grande y menos intenso a medida que aumenta la distancia desde la fuente de luz. La radiografía se realiza con la fuente de un lado del paciente y el receptor de imágenes del otro lado del paciente (Figura 11a), durante la exposición, los rayos X incidentes son atenuados por las estructuras anatómicas del cuerpo humano (Figura 11b).

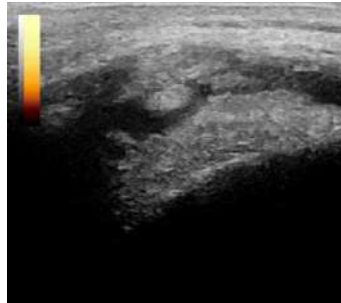


**Figura 11:** Método de diagnóstico por rayos X.

#### 2.4.3. Ecografía

La ecografía es un método de diagnóstico por imágenes que emplea ondas sonoras de alta frecuencia para generar imágenes en tiempo real de las estructuras internas del cuerpo. Estas ondas sonoras, que no son audibles para el oído humano, son emitidas por un dispositivo llamado transductor y luego se recogen cuando rebotan en los tejidos del cuerpo. La ecografía es conocida por ser una técnica no invasiva y segura, y se utiliza en diversas especialidades médicas, como obstetricia y ginecología para monitorear el desarrollo fetal, cardiología para evaluar el corazón, y en el campo musculoesquelético para visualizar músculos, tendones y articulaciones, entre otras aplicaciones. Se presenta como una herramienta de diagnóstico interactiva que suministra datos espaciales y temporales al médico de manera instantánea. Debido a su costo moderado, su diseño compacto y la carencia de radiación ionizante, la ecografía se ha convertido en una opción cada vez más preferida

para la supervisión de pacientes (Luijten et al., 2023). En la Figura 12 se muestra una imagen con ultrasonido en la región de la rodilla.



*Figura 12: Imagen longitudinal de rodilla (Ultrasonido).* (de Vries et al., 2020)

#### 2.4.4. Tomografía

Una imagen de tomografía computarizada (TC) es un mapa de coordenadas cartesianas con coeficientes de atenuación de rayos X normalizados, generados por retroproyección informatizada filtrada electrónicamente mediante la transmisión de rayos X en múltiples direcciones a través de una sección del objeto en cuestión. Es un método de diagnóstico que gracias al avance tecnológico ha evolucionado y hoy en día se utilizan anillos deslizantes para transmisión de energía, tubos de rayos X con mayor carga térmica, detectores de rayos X de estado sólido de alta eficiencia con transmisiones de datos y una capacidad de procesamiento más rápido (Baert & Sartor, 2003).

El objetivo principal de la tomografía es crear imágenes tridimensionales (3D) de las estructuras internas del cuerpo, permitiendo a los médicos visualizar con precisión órganos, tejidos y huesos. Esta técnica es invaluable en el campo de la medicina para el diagnóstico y seguimiento de diversas condiciones médicas.

Existen varios tipos de tomografía, y cada uno se utiliza para propósitos específicos:

Tomografía por Emisión de Positrones (PET): Combina una tomografía por emisión de positrones con una tomografía computarizada para proporcionar imágenes detalladas del funcionamiento metabólico de las células. Se ha convertido en una herramienta casi indispensable en oncología clínica, demostrando una serie de aplicaciones que van desde la

mejora de la estadificación tumoral, la planificación del tratamiento, la evaluación de respuesta y el monitoreo (Trotter et al., 2023).

Tomografía de Coherencia Óptica (OCT): Utiliza luz para obtener imágenes de alta resolución de estructuras dentro del ojo, es una modalidad que utiliza la interferometría de baja coherencia para permitir la obtención de imágenes en vivo y sin contacto. Desde su introducción la OCT se ha convertido en un elemento clave para la evaluación clínica de la córnea y el segmento anterior del ojo (Ang et al., 2018).

Tomografía por Impedancia Eléctrica (EIT): Mide la conductividad eléctrica de los tejidos para crear imágenes de cambios en la distribución de fluidos, es una técnica novedosa que monitoriza la distribución de la ventilación y la perfusión en el pulmón. Se coloca un conjunto de electrodos alrededor del tórax (normalmente 16 o 32 electrodos) y se inyectan pequeñas corrientes imperceptibles durante la medición, se miden los voltajes resultantes y posteriormente se reconstruyen los cambios relativos de impedancia para representar los cambios de aire y sangre dentro del plano de la medición (Lin et al., 2022).

#### *2.4.5. Resonancia Magnética*

En las últimas décadas las imágenes por resonancia magnética (IRM) se han convertido en una herramienta indispensable en medicina. Este tipo de herramienta tecnológica se encuentra disponible actualmente en la mayoría de los hospitales del mundo desarrollado. Sin embargo, a pesar de su utilidad y prevalencia, es mucho menos conocida y fácil de explicar que otras técnicas habituales de diagnóstico por imagen. A diferencia de las imágenes ópticas, ultrasónicas, de rayos X (incluida la tomografía computarizada), la resonancia magnética no se basa simplemente en la transmisión o reflexión de energía, sino que además su principal objetivo es obtener imágenes nítidas y de buena resolución.

#### *2.5. Inteligencia Artificial*

El término inteligencia artificial (IA) describe la capacidad de una máquina o sistema para realizar tareas que normalmente requieren del intelecto humano o de la capacidad de aprendizaje que de manera común se pueden desarrollar, por ejemplo; el reconocimiento del habla, la comprensión del lenguaje natural, la toma de decisiones, entre otras (Fahle et al.,

2020). Los robots pueden detectar e interactuar con su entorno, emitir juicios y realizar tareas difíciles con ayuda de la IA. Una rama de la IA, conocida como (machine learning - aprendizaje automático) utiliza algoritmos para dotar a los robots con capacidad de aprender datos y mejorar con el tiempo, es posible programar estos sistemas para que realicen determinadas tareas en robótica. Las redes neuronales artificiales se utilizan en el (deep learning – aprendizaje profundo), un tipo de aprendizaje automático, para ayudar a los ordenadores a aprender de volúmenes masivos de datos., ha sido especialmente útil para desarrollar tareas como reconocimiento de imágenes y del habla, así como la detección de objetos (Soori et al., 2023).

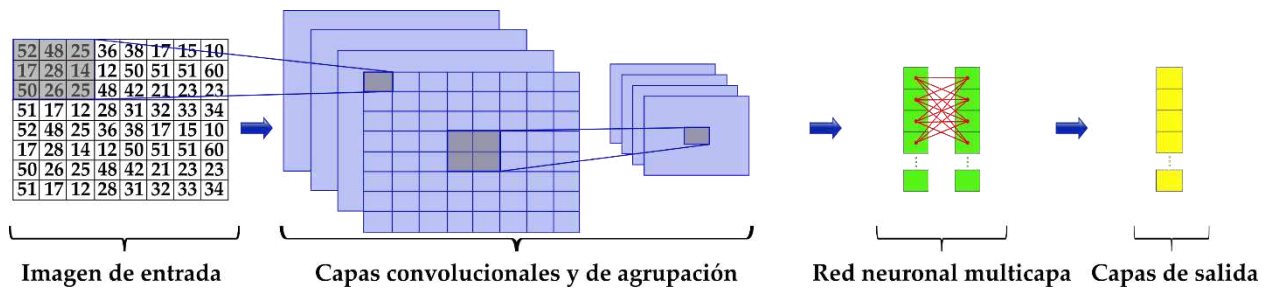
### *2.5.1. Técnicas Deep learning*

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial (IA) en el ámbito de la salud ha introducido avances significativos con un potencial considerable para mejorar tanto las prácticas médicas como las habilidades de diagnóstico. En este contexto, la combinación de la IA con el análisis de imágenes médicas representa un logro destacado, proporcionando una comprensión profunda de la anatomía y fisiología humanas mediante la interpretación detallada de datos visuales. Los métodos de IA, en particular el aprendizaje profundo (Deep learning) ha surgido como soluciones transformadoras para abordar los retos que plantea la compleja naturaleza de las modalidades de obtención de imágenes. Estas técnicas computacionales han revolucionado la forma en que los profesionales de la salud extraen información significativa de datos visuales complejos. Algunas de las técnicas más utilizadas para la clasificación de imágenes médicas son; redes neuronales convolucionales (por sus siglas en inglés, CNN), autoencoders (por sus siglas en inglés, AEs), las han demostrado gran capacidad para generar imágenes médicas sintéticas que pueden servir como valiosa técnica de aumento de datos para entrenar modelos deep learning generando imágenes sintéticas al tiempo que conservan las características originales de la imagen de entrada.

#### *2.5.1.1. CNN*

Las redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés) están diseñadas para procesar datos que se presentan en forma de matrices multidimensionales. Por ejemplo, una imagen en color se representa como tres matrices en dos dimensiones (2D), cada una

correspondiente a un canal de color (rojo, verde y azul). Estas matrices contienen las intensidades de los píxeles para cada canal de color en la imagen. La arquitectura de una CNN (Figura 13) se estructura en una serie de etapas; las primeras etapas se componen de dos tipos de capas: convolucionales y de agrupación. En una capa convolucional de una red neuronal convolucional (CNN), las unidades están organizadas en mapas de características. Cada unidad en estos mapas se conecta a parches locales en los mapas de características de la capa anterior mediante un conjunto de pesos conocido como banco de filtros. La tarea principal de la capa convolucional es detectar combinaciones locales de características provenientes de la capa anterior. Por otro lado, la función de la capa de agrupación (pooling) es fusionar características semánticamente similares en una sola representación. Esto se logra tomando subregiones de las características de entrada y realizando una operación de resumen, como tomar el máximo valor (max pooling) o el promedio (average pooling) dentro de cada subregión. La capa de agrupación reduce la dimensionalidad de los mapas de características, preservando las características más relevantes y mejorando la invarianza a pequeñas variaciones en la ubicación de las características.



**Figura 13:** Red neuronal convolucional (CNN).

Siguiendo la secuencia de la figura 13, cada imagen de entrada,  $I_j$ , de tamaño  $h \times w$ , se convoluciona,  $*$ , con un conjunto de filtros,  $F_i$ , conocidos como filtros convolucionales para extraer diferentes patrones de la imagen analizada, este proceso viene determinado por la ecuación siguiente (Krizhevsky et al., 2012):

$$y_i = \sigma(\sum(F_i * I_j + B_i)) \quad (10)$$



Donde,  $\sigma(\cdot)$  es una función de activación no lineal,  $B_i$  representa los términos del sesgo. Cada filtro,  $F_i$ , de tamaño  $k_1 \times k_2$ , se convoluciona con una región local de la imagen analizada con un paso,  $s_1$ . Las salidas obtenidas son los mapas de características o patrones,  $y_i$ , para cada filtro. Representan un tamaño de  $z_1 \times z_2$  y se calculan de la siguiente manera (Ieracitano et al., 2019):

$$z_1 = \frac{h-k_1+2p}{s_1} + 1 \quad (11)$$

$$z_2 = \frac{w-k_2+2p}{s_1} + 1 \quad (12)$$

Donde,  $p$ , indica un parámetro de relleno cero, que generalmente se selecciona con un valor de 1 para mantener la misma resolución espacial, tanto en la entrada, como en la salida (Ieracitano et al., 2019). Entre las variadas funciones de activación no lineales, por ejemplo, tangente hiperbólica, unidad lineal rectificadora, sigmoidea, entre otras, siendo la unidad lineal rectificadora conocida como ReLu,  $f(y_i) = \max(0, y_i)$ , es una de las funciones más adecuadas y rápidas para aprender e identificar características no lineales de cada mapa de patrones en una CNN.

Una vez obtenidos los mapas de patrones, se emplean como entrada a la siguiente capa conocida como capa de pooling, que se encarga de submuestrear la dimensionalidad de los mapas de patrones con el fin de reducir la cuantía de patrones a procesar en la siguiente sub-CNN, pero manteniendo la información pendiente encontrada en la anterior sub-CNN. En concreto, pasa un filtro de dimensión  $K_1 \times K_2$  con un paso ( $s_2$ ) a través de los mapas de patrones obteniendo el máximo (max pooling) o la media (average pooling) de los valores vecinos seleccionados por el filtro propuesto. En consecuencia, se calcula una cuantificación reducida de  $y_i$ , con una dimensión de  $Z_1 \times Z_2$ , mediante las ecuaciones 13 y 14:

$$Z_1 = \frac{z_1-K_1}{s_2} + 1 \quad (13)$$

$$Z_2 = \frac{z_2-K_2}{s_2} + 1 \quad (14)$$

Cabe destacar que ambas aproximaciones (max y average pooling) permiten capturar patrones invariantes, así como mejorar el rendimiento de la generalización (Scherer et al., 2010).

Normalmente, las capas iniciales de una CNN aprenden características básicas como bordes y esquinas, mientras que las capas posteriores se centran en características de nivel superior, como formas y texturas de objetos (Galić et al., 2023). Para medir el rendimiento de la CNN se utilizan criterios de evaluación, como exactitud, precisión, recuperación y medida F1, estos indicadores se toman para estimar cuantitativamente la capacidad del modelo de la CNN, son calculados a través de la matriz de confusión. El principio de la matriz de confusión se muestra en la figura 14, mientras que los métodos para el cálculo de los indicadores del rendimiento de la CNN se muestran en las ecuaciones 15-18.

$$Exactitud = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (15)$$

$$Precisión = \frac{TP}{TP+FP} \quad (16)$$

$$Sensibilidad = \frac{TP}{TP+FN} \quad (17)$$

$$Medida F1 = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (18)$$

donde, las siglas *TP*, *FP*, *FN* y *TN* corresponde a las métricas de la matriz de confusión que se muestran en la Figura 14.

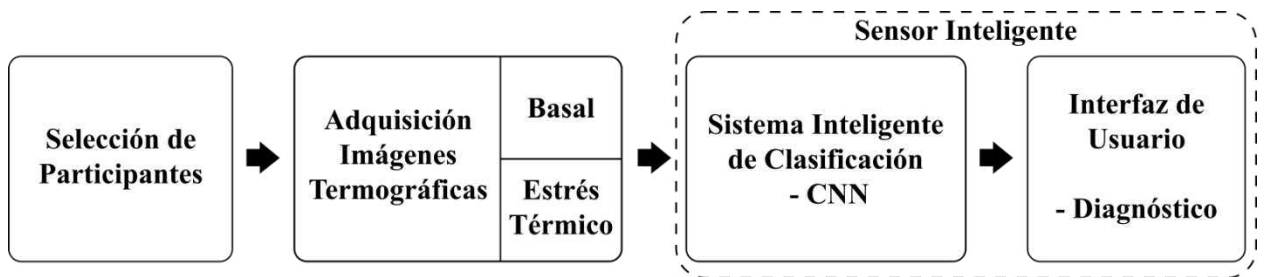
		Clase objetivo	
		Condición positiva	Condición negativa
Clase de salida	Condición positiva	Verdadero positivo (TP)	Falso positivo (FP)
	Condición negativa	Falso negativo (FN)	Verdadero negativo (TN)

**Figura 14:** Métricas de la matriz de confusión.

# CAPÍTULO 3

## 3. Metodología

En esta sección se muestra a detalle cada una de las etapas que se llevaron a cabo en el transcurso de la investigación. En la Figura 15 se observa el proceso metodológico general propuesto, en el diagrama se puede observar cada una de las instancias que se desarrollaron en la investigación, los bloques que contienen letras resaltadas están directamente relacionados con las etapas principales y que forman parte importante del desarrollo de las metodologías propuestas para la identificación de lesiones en rodilla mediante imágenes termográficas.



*Figura 15: Metodología general a bloques para desarrollo del sensor inteligente basado en termografía infrarroja.*

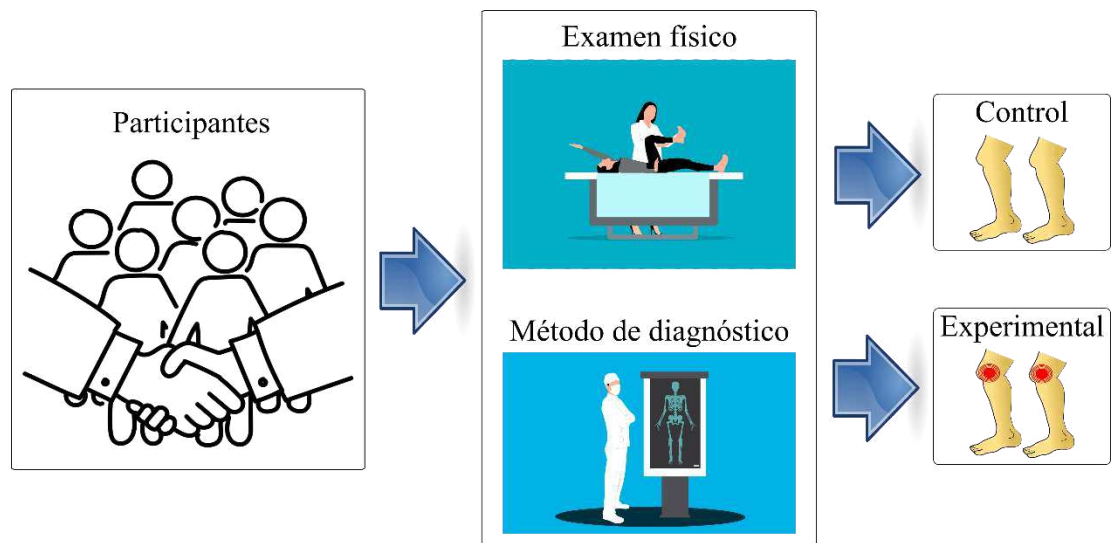
Como lo indica la Figura 15, primero se reúnen los participantes de acuerdo a convocatorias o por invitación de los centros de atención en fisioterapia de la facultad de enfermería de la Universidad Autónoma de Querétaro, el proceso de selección de los grupos control y experimental es realizado por los expertos en ciencias de la salud.

Una vez que se tienen conformados los grupos se realiza una etapa de estrés térmico que consiste en inducir cambios de temperatura en la región de interés mediante técnicas

terapéuticas, antes y después del estrés térmico, se adquieren imágenes termográficas para obtención de los gradientes de temperatura debido al proceso de termorregulación de la piel. Después de la adquisición de imágenes termograficas, se obtuvo la base de datos que a medida que se realizaron las pruebas con el método de clasificación inteligente se fue aumentando la cantidad de imágenes con la implementación de técnicas de procesamiento de imágenes. Finalmente, después de haber realizado la identificación o clasificación de lesión(es) de rodilla se desarrolló la interfaz gráfica para que el sistema pueda ser utilizado por cualquier usuario.

### 3.1. Selección de participantes

Para los fines de la investigación fue necesaria la participación voluntaria de personas que presentaran malestar articular en la región de interés (rodilla) y de personas clínicamente sanas, por tal motivo se requirió de la intervención y el asesoramiento de especialistas en ciencias de la salud; fisiólogos, fisioterapeutas, ortopedistas, etc. En su mayoría docentes y trabajadores de la Universidad Autónoma de Querétaro por parte de la facultad de Enfermería. En la Figura 16 se muestra el procedimiento que se siguió para realizar el proceso de selección de los participantes.



**Figura 16:** Metodología para selección de participantes y conformación de los grupos control y experimental.

Los participantes son invitados mediante convocatorias para la participación voluntaria al estudio, cabe mencionar que la mayoría de los participantes invitados se encuentran en edad en la que realizan de manera constante actividades físicas y deportivas. Para formalizar la participación en esta investigación se realizaron cartas de confidencialidad de los datos, así como las cartas de consentimiento informado, las cuáles fueron repartidas a cada uno de los participantes presentes en el desarrollo de la investigación, estas cartas se encuentran en el *anexo A y B* del escrito de tesis, con ello se garantizó la seguridad de los participantes y el uso de la información recabada de cada uno de ellos.

La conformación de los grupos control (participantes clínicamente sanos) y experimental (participantes con lesión en rodilla) se realizó con el apoyo de especialistas en ciencias de la salud, quienes fueron los encargados de realizar exploración física a los participantes, o bien, evaluar los expedientes clínicos por algún método de diagnóstico que tenían previamente los participantes, en esta etapa también se midieron las características antropométricas de los participantes, para tener la información estadística de cada uno de los grupos.

### *3.2. Adquisición de imágenes termográficas.*

En esta etapa se realizó la adquisición de las imágenes termográficas, para ello se definieron las zonas del cuerpo humano que deben visualizarse en la imagen, en este caso corresponde a los miembros inferiores, es decir, ambas piernas de los participantes. Fue necesario la elaboración de un protocolo que se debe seguir para el momento en que se realizó la adquisición de imágenes, en este sentido se debían tener los siguientes recursos; recursos humanos (principalmente los participantes para el estudio, los expertos en ciencias de la salud y el/los responsables de la investigación que en éste caso, tienen conocimientos del uso de termografía, procesamiento de imágenes y análisis de datos), en cuanto a los recursos materiales, se debía tener por lo menos los siguientes: Cámara termográfica, tripie, computadora, tarjeta de memoria, termómetro infrarrojo, higrómetro, cinta métrica, unidad de aire acondicionado, entre otros materiales que fueron ocupados para la sección de estrés térmico.

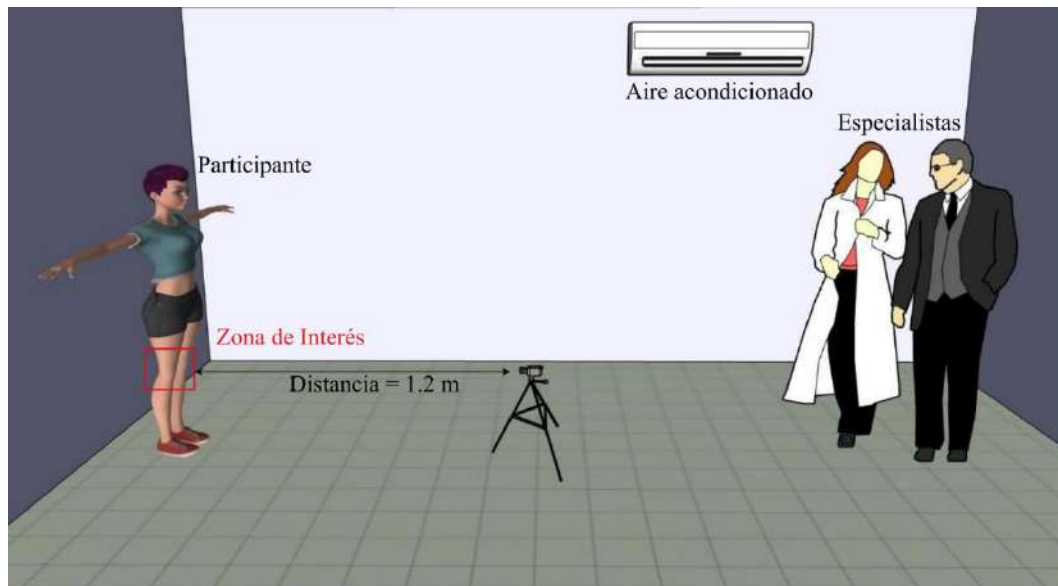
### *3.2.1. Protocolo para adquisición de imágenes termográficas*

Para el uso de termografía infrarroja en humanos se siguieron algunas recomendaciones realizadas por Fernández-Cuevas et al. (2015), en el que se tienen que considerar los siguientes factores:

- Factores medioambientales
- Factores individuales de los participantes
- Factores técnicos

Dentro de los factores medioambientales se encuentran algunas condiciones como; el tamaño de la habitación donde se realizaron las pruebas, temperatura ambiente del lugar y humedad relativa. En cuanto a los factores individuales se destacan principalmente dos: Factores intrínsecos y extrínsecos, éstos tienen que ver con las características físicas de los participantes, dentro de los factores intrínsecos se tomaron en cuenta los siguientes; sexo, edad, antropometría, emisividad de la piel, historial médico. Por otro lado, los factores extrínsecos como la ingesta de alimentos y/o bebidas, aplicación, terapias y tipo de actividad física que realizan. Finalmente, los factores técnicos, tienen que ver con el equipo tecnológico utilizado para la adquisición de imágenes, aquí se detalla el tipo de cámara a utilizar, el procedimiento que se llevó a cabo para la captura de imágenes, la selección de la región de interés, el software utilizado para evaluación de las imágenes y/o datos y el tipo de análisis estadístico de los datos.

En la Figura 17 se observa de forma general el bosquejo de lo que representa el espacio de trabajo para el lugar donde se hacen las pruebas para adquisición de imágenes termográficas, así como la distancia mínima para la captura de imágenes, esta distancia es la recomendada para cubrir la zona en la que se encuentran ambas rodillas y se le llama zona de interés.



**Figura 17:** Habitación con ambiente controlado.

#### *3.2.1.1. Factores medioambientales del lugar*

Para cumplir con lo sugerido en la sección anterior, las pruebas son realizadas en una habitación que tiene un buen espacio de trabajo, superior al mínimo recomendado por Fernández-Cuevas et al. (2015), para garantizar que la temperatura del lugar se mantuviera estable durante el tiempo que lleve hacer las pruebas se utiliza un sistema de aire acondicionado, con ello se mantiene la habitación a una temperatura cercana a los 21°C, de acuerdo con el autor citado con anterioridad, ésta es la temperatura recomendada en la cual los valores de emisión temperatura de la piel son más altos, en todo momento se obtuvieron lecturas de humedad relativa y temperatura ambiente del lugar, éstos últimos son muy importantes ya que se tienen que tomar en cuenta al momento de configurar la cámara termográfica.

#### *3.2.1.2. Factores individuales de los participantes*

Los factores individuales son requeridos por cada uno de los participantes, de tal manera que se elaboran formularios con preguntas que deben ser llenadas para completar los expedientes de los participantes, desde las características antropométricas, género, edad, estatura, peso, actividades físicas que practican, tiempo aproximado de lesión, rodilla con lesión, etc. Cabe mencionar que para los factores extrínsecos se elabora un documento con

las indicaciones sugeridas antes de la prueba, en estas indicaciones se sugiere evitar realizar actividad física al menos 12 horas antes de la prueba o la ingesta de bebidas alcohólicas y/o energéticas, incluso, se prohíbe el uso de loción, crema corporal o afeitarse en la región de interés, entre otros aspectos que de acuerdo a las investigaciones consultadas pueden producir cambios de temperatura involuntarios en la superficie de la piel. También se considera el uso de ropa cómoda y no ajustada para el día de la prueba, además de que la región de interés quede al descubierto para evitar cambios de temperatura por fricción con la ropa.

### *3.2.1.3. Factores técnicos*

En la investigación se requiere de equipo tecnológico especializado para la obtención de imágenes y datos en temperatura, el cual consta primordialmente de una cámara termográfica con las siguientes características: Cámara FLIR GF320, con una resolución de 320 x 240 pixeles, sensibilidad térmica de 0.010 °C a una temperatura de operación de 30°C, rango de temperatura de -20°C hasta 350°C, cuenta con ranura para almacenamiento de imágenes en tarjeta de memoria y  $\pm 1^\circ\text{C}$  de precisión. Sensor Infrarrojo FLUKE 61 con un rango de lectura de temperatura entre 18°C – 275°C para medir la temperatura reflejada en la región de interés. Para el monitoreo de la calidad del aire se utiliza un medidor FLUKE 975, con él se mide la temperatura ambiente de la habitación, así como la humedad relativa, este equipo permite obtener lecturas de temperatura con una precisión de  $\pm 0.5^\circ\text{C}$  y  $\pm 2\%$  para porcentaje de humedad relativa.

Se utiliza una computadora personal en la cual se almacenan todas las imágenes termograficas que se adquieren en la investigación para su posterior análisis y obtención de la base de datos, el modelo de la computadora no es de importancia, sin embargo, se sugiere un equipo gama media de acuerdo al mercado actual de portátiles.

### *3.2.2. Periodo de aclimatación de los participantes.*

Los seres humanos son capaces de mantener la temperatura corporal de manera casi constante debido a los mecanismos fisiológicos que mantienen equilibrio entre el calor interno y el liberado al medio ambiente. El tiempo necesario para lograr una estabilidad adecuada de la presión sanguínea y la temperatura superficial del cuerpo humano en hombres y mujeres es de 10 minutos como mínimo, de acuerdo con Marins et al. (2014). Para la



investigación se ha asignado un periodo de aclimatación de 15 minutos. En este periodo los participantes se colocan sentados en una esterilla (tapete para yoga) con los pies extendidos, la zona de interés debe de estar libre y en todo momento deben evitar el contacto con la parte anterior de sus rodillas.

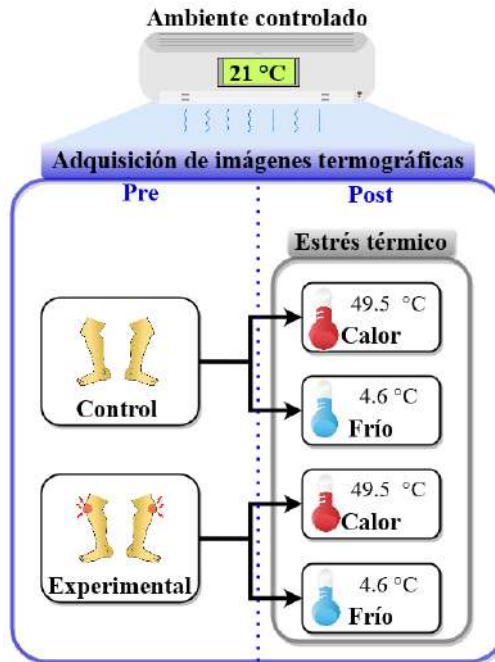
### *3.2.3. Adquisición de imágenes en estado basal.*

Para realizar la adquisición de imágenes termográficas se proporcionó a los participantes instrucciones y recomendaciones que debían cumplir con anticipación al día de las pruebas, como se menciona en el apartado (3.2.1.2. Factores individuales de los participantes). Al cumplir con estos requisitos, se distribuyen los participantes en los lugares adecuados dentro de la habitación, ahí permanecen durante 15 minutos para la etapa de aclimatación, durante este tiempo tienen prohibido tocar, mover o cubrir la región de interés (rodillas). Después de que los participantes completaron la etapa de aclimatación se les solicita ponerse de pie en el mismo lugar donde se encuentran para adquirir las imágenes termográficas iniciales, éstas imágenes contienen la información más importante de la investigación ya que son la referencia para evaluar los cambios de temperatura, ya sean incrementos o decrementos de temperatura antes y después del estrés térmico, comúnmente la información obtenida a partir de éstas imágenes es llamada, temperatura basal.

### *3.2.4. Estrés térmico*

En esta sección se explica el procedimiento que se debe seguir para la aplicación de termoterapia por frío y calor en los participantes, como es bien sabido en el área de fisioterapia las personas con algún tipo de lesión en la rodilla son intervenidos por métodos terapéuticos que tienen a bien disminuir la presencia de dolor y/o inflamación en la rodilla, de tal manera que emplear este tipo de técnicas para provocar cambios de temperatura en la superficie de la piel no representa ningún tipo de problema en los participantes y a pesar de que sea un método de aplicación directa en la superficie de la piel se puede garantizar la seguridad de los participantes en el estudio, cabe mencionar que durante este proceso los participantes son siempre acompañados por expertos en ciencias de la salud, concretamente, profesionales en fisioterapia.

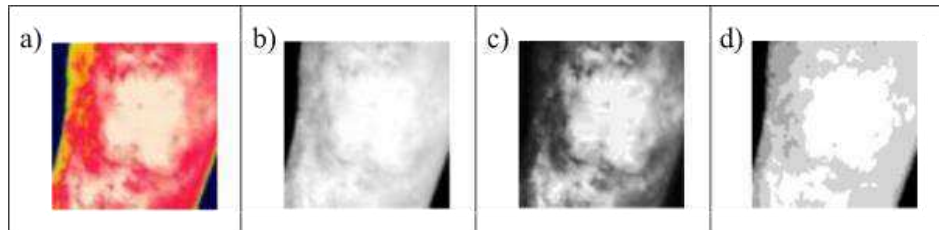
Los materiales utilizados en esta etapa tienen por objetivo la aplicación de frío y calor en ambas rodillas de cada participante, para la aplicación de frío es necesario utilizar una compresa la cual fue colocada previamente en un compresero frío por un tiempo estimado de 30 minutos a una temperatura de  $-15^{\circ}\text{C}$  antes de ser aplicada a los participantes, al momento de aplicar la compresa, ésta, es envuelta en una toalla dejando una capa por encima de la compresa y otra por debajo, la temperatura de aplicación se mide en cada uno de los participantes y se obtiene el valor promedio de todas las compresas utilizadas dando un valor de temperatura de  $4.6 \pm 1.5^{\circ}\text{C}$ , se utiliza una compresa por cada participante. Para la aplicación de calor se utiliza una compresa que fue colocada en un compresero a  $63^{\circ}\text{C}$  durante 30 minutos antes de ser aplicada a los participantes, al momento de la aplicación en la zona de contacto se mide la temperatura en todas las compresas utilizadas, dando un promedio de temperatura de  $49.57 \pm 1.0^{\circ}\text{C}$ . Los tiempos de aplicación de la terapia son acorde a la información obtenida en la literatura y se fijaron en 10 minutos para frío, 15 minutos para calor. En la Figura 18 se muestran cómo se aplica el estrés térmico para ambos grupos con el objetivo de comparar ambos tipos de estrés entre los grupos control y experimental.



**Figura 18:** Aplicación de estrés térmico en grupos control y experimental.

### *3.3. Adquisición de la base de datos.*

Después de adquirir las imágenes termográficas en su totalidad se agrupan por carpetas para tener imágenes por cada condición, es decir, en caso de que pertenezca a un grupo control y se haya realizado estrés por frío o calor, de la misma manera para los grupos experimental. Después, cada una de las imágenes es recortada en la región de interés, por tal motivo se tienen dos imágenes de rodilla (izquierda y derecha) por cada una de las imágenes termográficas adquiridas. El aumento de la base de datos se realiza de acuerdo a lo sugerido en otras investigaciones (Cruz-Albarran et al., 2018; Gonzalez & Woods, 2018) para preprocesamiento de imágenes termográficas.



**Figura 19:** *Procesamiento de imágenes, a) termografía. b) termografía en escala de grises, c) Ecuilización y d) Matriz termal.*

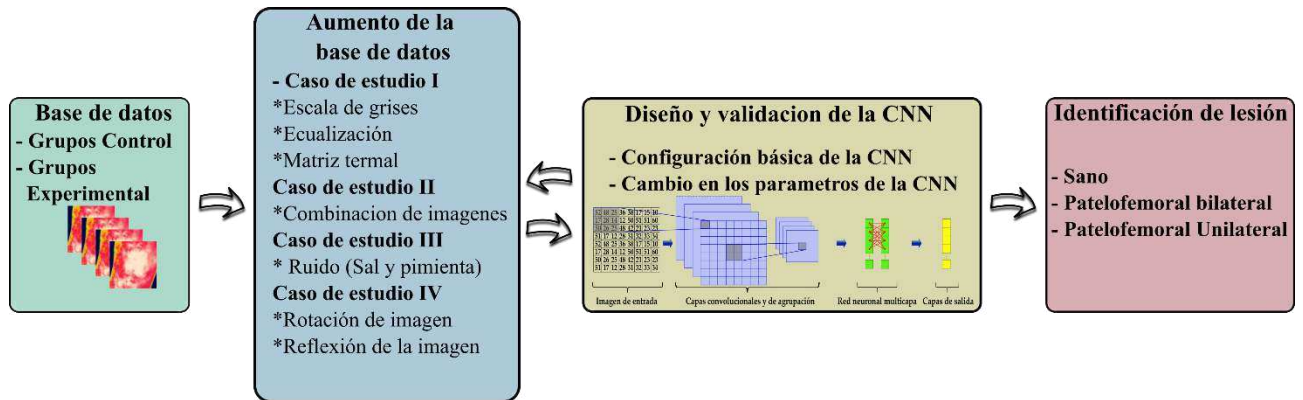
### *3.4. Sensor Inteligente para clasificación y detección de lesiones en rodilla.*

Esta etapa de la tesis tuvo por objetivo unificar todas las herramientas para el desarrollo del sensor inteligente, adquiriendo la base de datos, así como la implementación del aprendizaje profundo con redes neuronales convolucionales para el entrenamiento y validación del sistema inteligente, mediante el cual se realizó la interfaz gráfica del sensor que permitiera la comunicación con el usuario para la posible detección de lesiones (patelofemoral bilateral y unilateral) en imágenes termográficas de rodilla.

#### *3.4.1. Sistema de clasificación y/o detección de lesión en rodilla.*

El aumento de la base de datos fue fundamental en esta etapa del sistema de clasificación, para lo cual se utilizaron redes neuronales convolucionales (CNN) que únicamente utilizan imágenes de entrada para la extracción de sus características y a partir de ahí, el sistema fue capaz de identificar una posible lesión de rodilla. A medida que la base de datos fue aumentada mediante las técnicas que se mencionaron con anterioridad se realizó la simulación con un modelo de CNN definido en primera instancia, se registraron los

resultados obtenidos para cada uno de los casos de estudio hasta obtener la mejor configuración posible y la combinación de imágenes en la base de datos que mostraron los mejores resultados. En la Figura 20 se muestra el proceso metodológico que se utilizó para obtener el diseño óptimo de la configuración de la CNN.



**Figura 20:** Sistema para clasificación de lesiones en rodilla y aumento de la base de datos.

En el diagrama anterior se muestran 4 etapas que fueron de vital importancia para el aumento de la base de datos, debido a que la cantidad de imágenes originales obtenidas en la etapa de adquisición no fue suficiente para el entrenamiento de la red neuronal, fue necesario incorporar técnicas de procesamiento de imágenes que permitieron la obtención de una base de datos sólida y que sea capaz de garantizar buenos resultados, por esta razón se dividió el aumento de la base de datos en cuatro casos de estudio; el caso de estudio I, tuvo que ver con el cambio en el tamaño de las imágenes y con la implementación de métodos de procesamiento sobre las imágenes originales, inicialmente se convirtieron las imágenes originales en la paleta de colores a imágenes en escala de grises, posterior a ello se implementaron los códigos correspondientes para ecualización y matriz termal, así como la variación de tamaño en las imágenes. En el caso de estudio II, se combinaron imágenes en escala de grises con las variantes en ecualización y matriz termal, esto con el fin de duplicar la base de datos inicial, en el caso de estudio III, una vez seleccionada la mejor combinación de imágenes se agrega ruido “sal y pimienta” a diferentes niveles, con el fin de probar y validar el entrenamiento de la red neuronal con la base de datos adquirida en el caso de estudio II. Finalmente, en el caso de estudio IV y se agregó rotación aleatoria y reflexión

horizontal a las imágenes de entrada, con ello el sistema inteligente de clasificación es validado.

En la etapa de aumento de la base de datos, así como el diseño y validación de la CNN hubo retroalimentación, ya que el aumento de la base de datos tuvo que ver directamente con los resultados que se obtuvieron al implementar una configuración básica de la CNN a las imágenes obtenidas en cada caso de estudio, de esta manera se eligieron las mejores combinaciones de imágenes posibles. Una vez que se adquirió la base de datos completa se realizó la configuración de la CNN cambiando parámetros básicos de diseño, como; número de capas convolucionales, número de filtros, tamaño de filtro, número de épocas, batchsize, etc. Esta metodología permitió la obtención de la mejor configuración de la CNN para la etapa de clasificación o identificación de lesiones.

En la parte final de los resultados se validó el sistema inteligente para clasificación de lesiones en rodilla mediante la matriz de confusión obtenida al momento de realizar la prueba con las clases objetivo y las predicciones realizadas por el sistema.

#### *3.4.2. Interfaz de usuario para sensor inteligente*

Una vez que se realizó la validación del sistema inteligente para clasificación y/o identificación de lesiones en rodilla se desarrolló la interfaz de usuario del sensor inteligente basado en termografía infrarroja, el cual tiene por objetivo la comunicación con el usuario de tal manera que hiciera la etapa de detección más intuitiva. Para los fines de la investigación se implementó la red neuronal entrenada en la interfaz de usuario, se utilizaron botones que permitieran cargar imágenes termograficas al programa, y mediante otro botón, el sistema tenía que ser capaz de realizar la evaluación de la imagen de entrada y clasificarla acorde al tipo de lesiones evaluadas por el sistema inteligente.

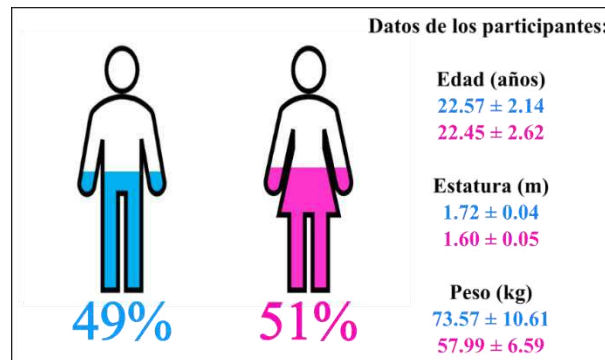
# CAPÍTULO 4

## 4. Resultados y Discusión

En esta sección se observa el desarrollo de la investigación, desde las etapas de selección de participantes, así como la adquisición de imágenes termograficas para la obtención de la base de datos, el aumento de la base de datos y el procedimiento llevado a cabo para la selección de la mejor técnica de clasificación o identificación de lesiones en rodilla.

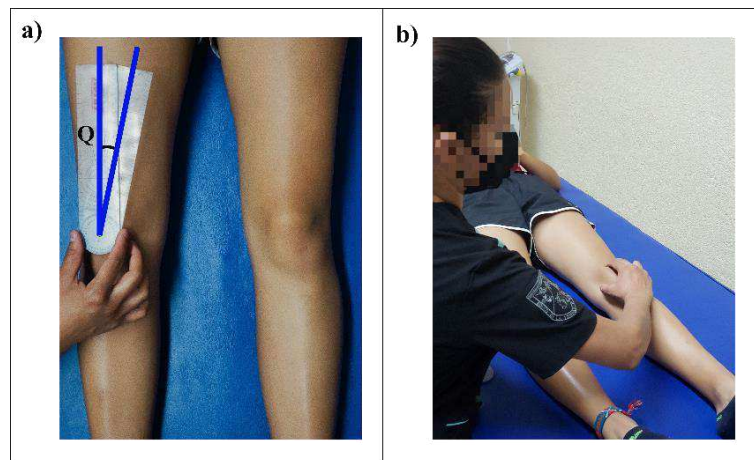
### *4.1. Selección de los participantes*

Realizadas las convocatorias para la participación se realizaron formularios que permitían tener un panorama más claro sobre los participantes que podrían ser parte de la investigación, lo cual es posible con ayuda de la facultad de enfermería y el Sistema Universitario para Atención en Fisioterapia, por sus siglas (SUAF), quienes apoyaron en determinar el tipo de lesiones más comunes en rodilla y que son atendidos en la clínica, así como, los pacientes que cumplen con las condiciones para establecer los grupos control y experimental. Se tienen 72 participantes, 35 hombres y 37 mujeres, en la Figura 21 se muestran los porcentajes, promedios y desviación estándar de las características físicas de todos los participantes.



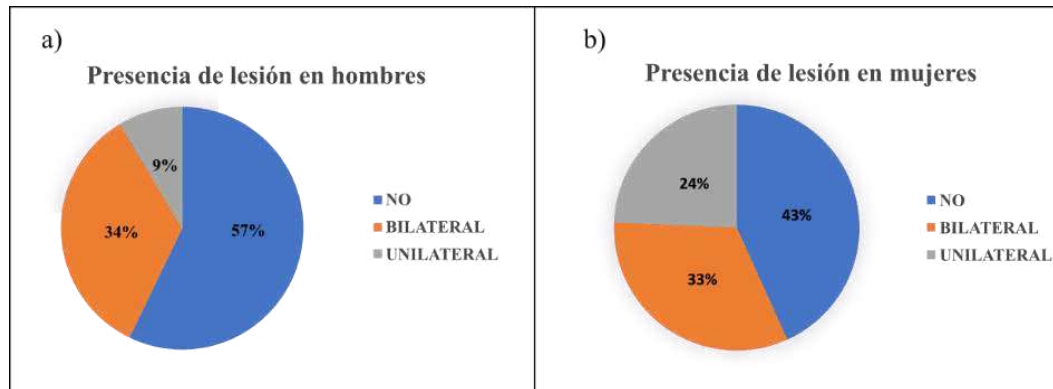
**Figura 21:** Resumen de las características físicas de los participantes.

Mediante las técnicas de exploración física (test de Zohlen y medición del ángulo Q) fue como los especialistas clasificaron y dieron el visto bueno para la separación de los grupos control y experimental, en este sentido, el grupo control está conformado con los participantes con buen estado de salud de sus rodillas, por el contrario, el grupo experimental está conformado por los participantes que presentaron pruebas positivas en la exploración física. En la *figura 18* se puede observar el ejemplo de cómo fueron realizadas el test de Zohlen (*Figura 22a*) y la medición del ángulo Q (*Figura 22b*) a los participantes. Estas pruebas son explicadas en el apartado de fundamentación teórica, las imágenes aquí mostradas sólo son para evidencia de haberse realizado el protocolo sugerido por las referencias antes mencionadas.



**Figura 22:** Exploración física para selección de grupos. a) Medición del ángulo Q y b) Test de Zohlen.

En la Figura 23 se muestran los resultados obtenidos después de realizadas las pruebas de exploración física, tanto en hombres como en mujeres, en los gráficos se puede observar un porcentaje mayor de participantes con buen estado de salud en sus rodillas.



**Figura 23:** Distribución de los participantes por género y patología en rodilla.

En la figura se muestran los porcentajes de las personas y el estado de salud de sus rodillas, para el gráfico de la Figura 23a se tienen los resultados para hombres, lo que corresponde a 20 hombres que no presentan lesión, 12 con lesión patelofemoral bilateral y 3 con lesión patelofemoral unilateral. Por otro lado, para el caso de las mujeres, en la Figura 23b se tienen 16 mujeres sin presencia de lesión, 12 con lesión patelofemoral bilateral y 9 con lesión patelofemoral unilateral. Dadas las condiciones y el número de participantes para cada tipo de lesión, se decide hacer la separación de grupos, 12 participantes por grupo, se eligió este número ya que es la menor cantidad de participantes con un tipo de lesión, es decir, para la lesión de patelofemoral unilateral se tienen 3 hombres y 9 mujeres, en total 12 participantes, el resto de los grupos fue un poco más uniforme con el fin de tener casi la misma cantidad de hombres que mujeres en cada uno de los grupos. Finalmente, se tuvieron 6 grupos en total, correspondiente a 3 grupos de 12 personas que son participantes con rodilla sana, a estos grupos se les llamó “grupo control”, 2 grupos de 12 personas que corresponden a los participantes con lesión patelofemoral bilateral y un último grupo de 12 personas con lesión patelofemoral unilateral, estos grupos fueron catalogados como “grupo experimental”.



#### 4.2 Distribución de los grupos control y experimental.

En esta sección se presentan los resultados de cómo fueron adquiridas las imágenes termográficas de cada uno de los grupos control y experimental, fue necesario definir como quedarían integrados los grupos, en la Tabla 1 se muestra la distribución de los participantes para cada uno de los grupos.

**Tabla 1:** Distribución de los grupos control y experimental, información general de cada grupo.

<i>N° Grupo</i>	<i>Grupo</i>	<i>Hombres</i>	<i>Mujeres</i>	<i>Edad (años)</i>	<i>Estatura (m)</i>	<i>Peso (kg)</i>
<b>1</b>	Control	8	4	21.77±0.94	1.73±0.05	69.35±9.90
<b>2</b>	Control	8	4	23.57±1.99	1.69±0.06	66.86±10.94
<b>3</b>	Control Unilateral	4	8	22.33±2.38	1.62±0.07	60.20±10.11
<b>4</b>	Bilateral	6	6	24.10±2.44	1.65±0.08	70.22±7.38
<b>5</b>	Bilateral	6	6	22.01±1.52	1.65±0.08	64.86±8.93
<b>6</b>	Unilateral	3	9	20.5±1.93	1.63±0.08	65.83±19.05
<b>TOTALES</b>		35	37	22.38±1.87	1.66±0.07	66.22±11.05

En la distribución de los grupos se puede observar que existen diferencias entre el número de participantes de uno y otro grupo, esto fue debido a que no se tuvo la disponibilidad de los participantes en un mismo instante, por lo cual se establecieron los grupos control y experimental de tal manera que fueran lo más semejante posibles. Se establecieron los grupos control y experimental para cada tipo de lesión, es decir, de acuerdo con la numeración mostrada en la Tabla 1, el grupo control y experimental de la lesión patelofemoral bilateral, corresponde a los grupos 1, 2, 4 y 5, respectivamente. Por otro lado, para la lesión de patelofemoral unilateral se establece el grupo control con el grupo número 3 y el experimental con el grupo número 6.

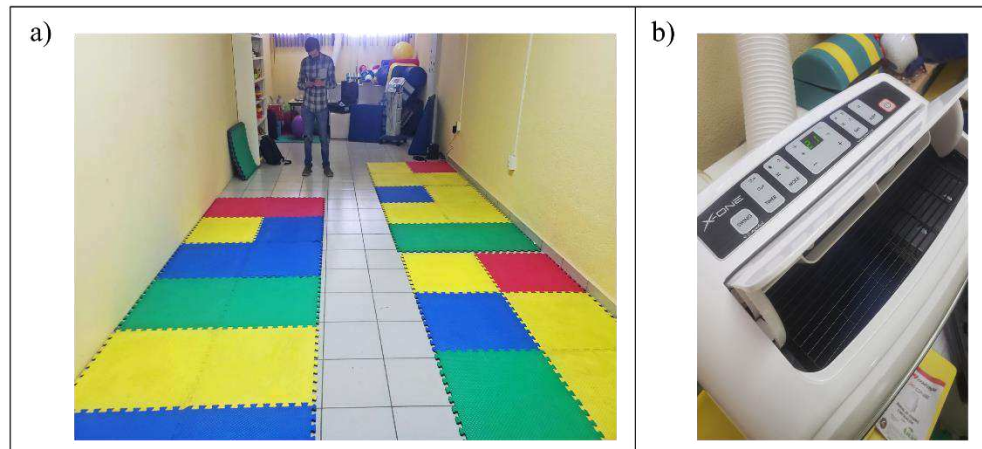
#### 4.3. Adquisición de imágenes termográficas

De acuerdo con distribución de los grupos propuesta en la sección anterior se realiza la adquisición de imágenes termográficas, con ello, se adecua la habitación para mantener una temperatura estable durante el tiempo que se lleve a cabo la adquisición de imágenes,

posteriormente se adquieren las imágenes para todos los participantes en estado basal y después de ser aplicado el estrés térmico.

#### *4.3.1. Preparación del lugar y equipo tecnológico*

Se siguieron las recomendaciones para adecuar el espacio donde se harán las pruebas con termografía, el espacio cumple con los requisitos establecidos para mantener la temperatura del lugar dentro de los rangos para la adquisición de imágenes termográficas en extremidades inferiores, el sistema de aire acondicionado fue programado a una temperatura de 21 °C, la habitación se mantuvo sin personas durante 20 minutos antes de las pruebas con el fin de estabilizar la temperatura. En la imagen de la Figura 24 se observa cómo fueron adecuados los espacios para que los participantes pertenecieran durante toda la prueba, asegurando mantener una distancia entre los participantes que permitiera no invadir el espacio entre ellos al momento de que se hiciera la captura con la cámara termográfica. Es importante mencionar que durante todas las adquisiciones los equipos fueron monitoreados para medir la temperatura ambiente de la habitación, así como el porcentaje de humedad relativa.



**Figura 24:** Adecuación de la habitación con ambiente controlado.

#### *4.3.2. Adquisición de imágenes en estado basal.*

Se realizó la adquisición de las imágenes en estado basal, siendo esta imagen la principal referencia para evaluar los cambios de temperatura de cada uno de los participantes

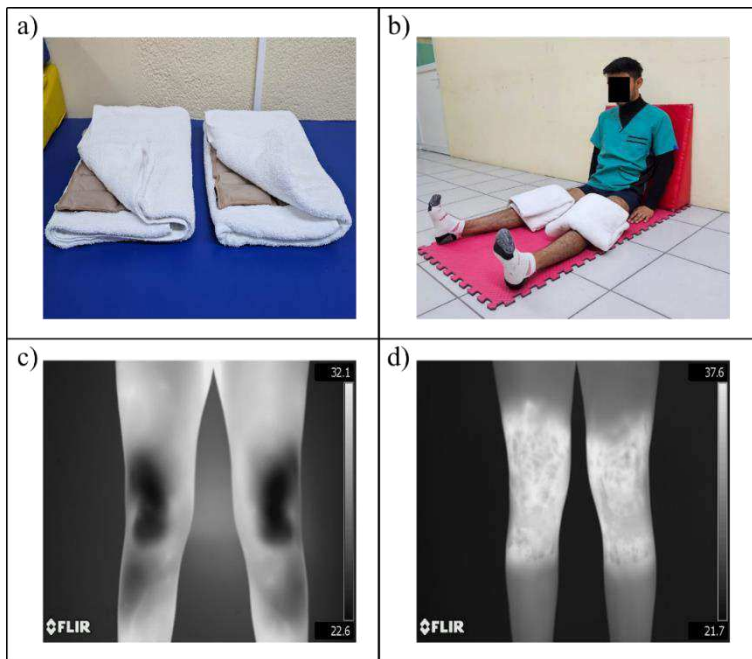
al momento de la prueba, en la Figura 25 se muestra un ejemplo de la adquisición realizada desde la etapa de aclimatación, adquisición y la imagen obtenida.



**Figura 25:** Adquisición de imagen termografica, a) Periodo de aclimatación, b) Adquisición, c) Imagen en estado basal.

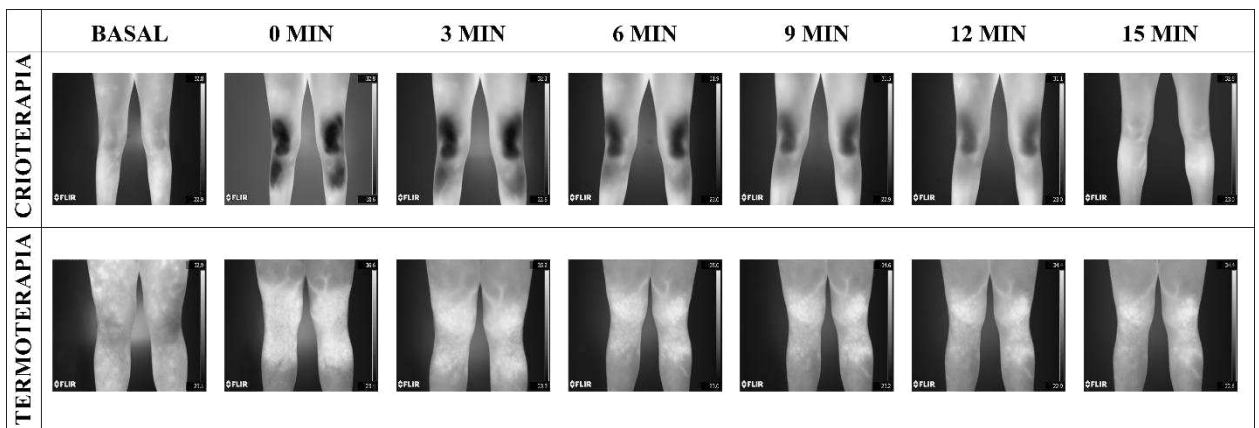
#### 4.3.3. Estrés térmico

En la metodología se mencionó el uso de termoterapia y crioterapia como un estresor térmico que permitiera evaluar el cambio de temperatura en las rodillas, de esta manera se establecieron los grupos control y experimental, así como el tipo de técnica terapéutica aplicada en la región de interés (rodillas). De acuerdo a la distribución de los grupos se tomaron en cuenta a los grupos 1 y 4 para aplicación de termoterapia, los grupos 2 y 5 para la aplicación de crioterapia, de esta manera se tienen dos tipos de terapias para evaluar las diferencias y el comportamiento de temperatura en una misma lesión (patelofemoral bilateral), de la misma manera, se eligen los grupos 3 y 6 para aplicación de termoterapia y con ello comparar y evaluar los gradientes de temperatura entre el grupo control y el grupo con lesión patelofemoral unilateral. En la Figura 26 se muestra un ejemplo de la aplicación del estrés térmico en la región de interés, así como las imágenes adquiridas para termoterapia y crioterapia.



**Figura 26:** Adquisición de imágenes (estrés térmico). a) Compresas, b) Aplicación, c) Imagen Crioterapia y d) Imagen termoterapia.

Después de realizado el estrés térmico, las imágenes fueron adquiridas en periodos de 3 minutos inmediatamente después de la aplicación hasta completar 15 minutos, en la Figura 27 se pueden observar las imágenes adquiridas durante esta etapa.



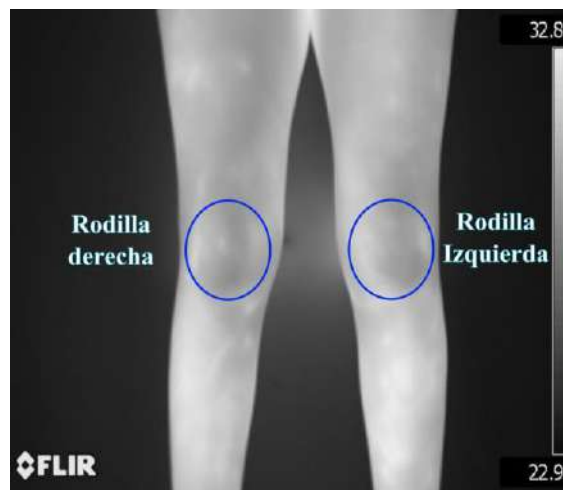
**Figura 27:** Imágenes termograficas antes y después de la aplicación de estrés térmico.

#### 4.4. Análisis estadístico de las imágenes en estado basal.

Al comienzo de la investigación se propuso realizar el análisis de las imágenes en estado basal para evaluar los posibles cambios de temperatura entre los grupos control y

experimental, sin embargo, es importante mencionar que los grupos de participantes no fueron obtenidos de manera instantánea lo cual no permitió que se realizara el análisis estadístico a la par para los grupos experimentales con lesión patelofemoral (bilateral y unilateral), de tal manera que el análisis estadístico realizado fue inicialmente propuesto para los grupos control (1 y 2) y experimental con lesión patelofemoral bilateral (4 y 5).

Se obtuvieron los promedios de temperatura en estado basal correspondientes a la región de interés de cada rodilla en cada uno de los participantes, la región de interés se muestra en la Figura 28, como se puede observar esta región abarca la región patelar hasta los bordes laterales de la rodilla.



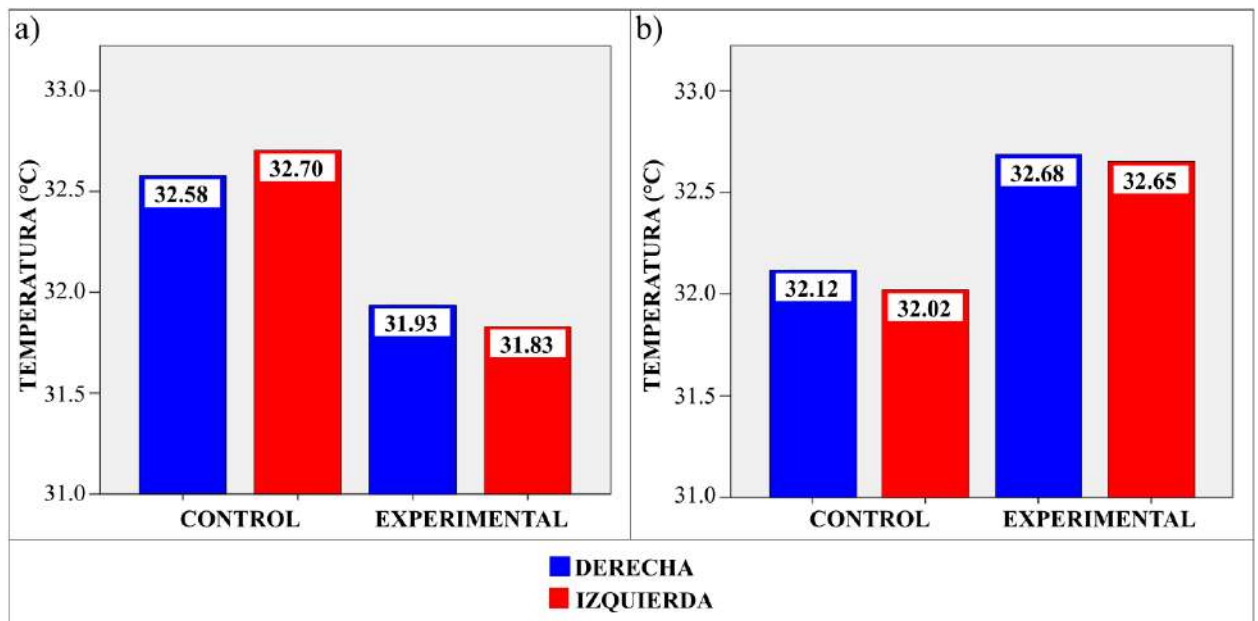
*Figura 28: Región de interés.*

Los resultados obtenidos son graficados para evaluar de forma cualitativa y cuantitativa. En la figura 25a se obtiene la gráfica de los grupos control y experimental correspondientes a los grupos 2 y 5, en la cual se obtuvieron cambios mínimos de temperatura en ambas rodillas, la diferencia entre los promedios de temperatura en la rodilla derecha fue de  $0.64 \pm 1.63$  °C, mientras que para la rodilla izquierda se obtuvo una diferencia de  $0.875 \pm 1.51$  °C, al realizar la prueba t-test se obtuvo un valor de significancia  $p > 0.01$  lo cual indica que no hay significancia estadística entre los cambios de temperatura de los grupos control y experimental. Por otro lado, la figura 25b muestra el gráfico de las diferencias de temperatura entre los grupos 1 y 4, se obtuvieron diferencias de temperatura de  $-0.56 \pm 1.18$  °C para la rodilla derecha y  $-0.63 \pm 1.30$  °C para la rodilla izquierda, al igual que los grupos anteriores

no se encontró significancia estadística ( $p > 0.01$ ). Es importante mencionar que para obtener la diferencia entre los grupos se utilizó la siguiente expresión:

$$\text{Diferencia} = \text{Rodilla Control} - \text{Rodilla experimental}$$

De forma cualitativa es evidente la diferencia entre la gráfica de la Figura 29a y Figura 29b, por un lado, se observa una mayor temperatura en ambas rodillas de los participantes del grupo control, mientras que por el otro lado se obtuvo una mayor temperatura de los participantes del grupo experimental, esta condición hace pensar que no hay una evidencia clara que pueda llevar a garantizar la presencia de una lesión debido al cambio de temperatura en estado basal.



**Figura 29:** Diferencias de temperatura en estado basal entre grupos control y experimental.

#### 4.5. Análisis estadístico de las imágenes en estado basal y posterior al estrés térmico.

El análisis estadístico realizado en esta sección se divide en dos partes; la primera, es la más importante ya que tiene por objetivo evidenciar el comportamiento de la temperatura superficial de la piel después de haber sido aplicado el estrés térmico por termoterapia y crioterapia en los grupos control y experimental con lesión patelofemoral bilateral, por otro lado, en la segunda parte de esta sección se aplicó estrés térmico con mejores resultados en

los grupos control y experimental con lesión patelofemoral unilateral. El estudio se realizó por separado para comparar los resultados de las dos propuestas experimentales.

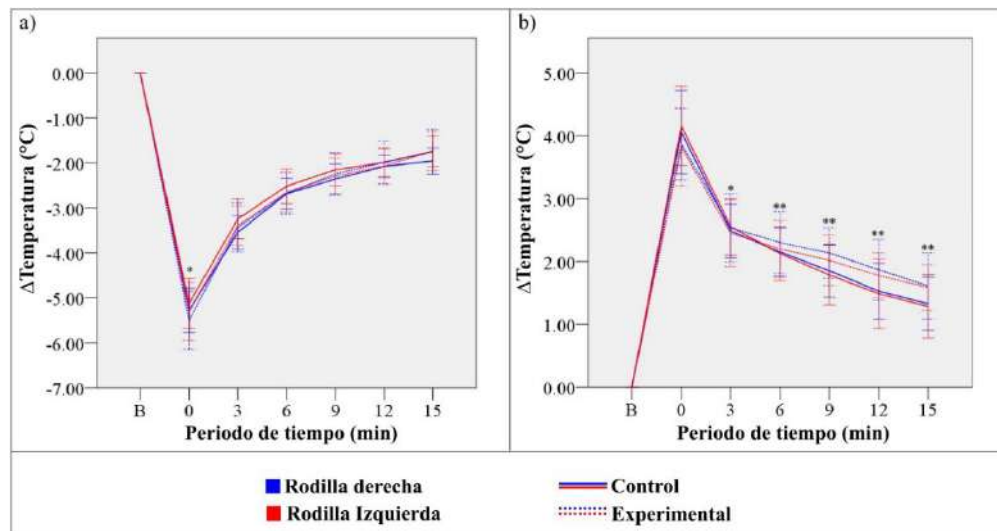
#### 4.5.1. Análisis de grupos control y experimental con lesión patelofemoral bilateral

Para este análisis se obtuvieron los promedios de temperatura en las regiones de interés mostradas con anterioridad en la Figura 28, la información fue recolectada de cada una de las imágenes para cada participante y registrada para realizar el análisis de los datos. Los cambios de temperatura fueron obtenidos en cada uno de los grupos, para el caso de termoterapia (grupos 1 y 4) y crioterapia (grupos 2 y 5). Con el fin de tener una referencia para el análisis de los gradientes temperatura se estableció la temperatura basal como la temperatura de referencia ante el cambio de temperatura debido a la aplicación de estrés térmico, en la Tabla 2 se observan las diferencias de temperatura obtenida para ambos estresores térmicos a lo largo de 15 minutos en periodos de adquisición de 3 minutos.

**Tabla 2:** Diferencia de temperatura por periodo de tiempo respecto a temperatura basal.

Estrés térmico	ROI	Grupo	Diferencia de temperatura por periodo de tiempo (°C)					
			0min	3 min	6 min	9 min	12 min	15 min
Termoterapia	Derecha	Control	4.05±1.04	2.48±0.67	2.15±0.60	1.85±0.66	1.52±0.7	1.32±0.66
		Experimental	3.86±0.9	2.53±0.85	2.3±0.77	2.13±0.63	1.86±0.76	1.6±0.83
	Izquierda	Control	4.15±0.99	2.55±0.7	2.12±0.67	1.78±0.74	1.48±0.86	1.28±0.79
		Experimental	3.81±0.96	2.45±0.83	2.2±0.71	2.01±0.62	1.77±0.56	1.58±0.57
Crioterapia	Derecha	Control	-5.27±0.78	-3.54±0.58	-2.68±0.53	-2.35±0.52	-2.07±0.39	-1.95±0.46
		Experimental	-5.5±1.01	-3.43±0.86	-2.67±0.72	-2.24±0.74	-1.98±0.75	-1.73±0.68
	Izquierda	Control	-5.12±0.86	-3.24±0.7	-2.51±0.61	-2.15±0.56	-1.99±0.49	-1.74±0.53
		Experimental	-5.3±1.01	-3.39±0.69	-2.65±0.69	-2.29±0.62	-2.06±0.63	-1.73±0.68

En la Figura 30 se muestra el gráfico correspondiente a la Tabla 2 y el comportamiento del incremento o decremento de temperatura debido a la aplicación del estrés térmico. En la Figura 30a se muestra la gráfica de la aplicación por crioterapia y en la Figura 30b la aplicación de termoterapia.



**Figura 30:** Variación de temperatura en la región de interés ( $\Delta$ ; diferencia de temperatura respecto a la temperatura basal) después del estrés térmico. Grupo control vs grupo experimental (lesión patelofemoral bilateral). a) Crioterapia y b) Termoterapia. Las diferencias estadísticas se representan con los símbolos (\* $p < 0.05$ ; \*\* $p < 0.001$ ).

De la gráfica de la Figura 30a sólo se encontraron diferencias de temperatura con significancia estadística  $p < 0.05$  inmediatamente después de la aplicación del estrés térmico, concretamente con una temperatura más baja en la rodilla izquierda del grupo experimental con respecto al control. Por otro lado, los efectos de temperatura para los grupos que realizaron la aplicación por termoterapia se observan en la Figura 30b, al realizar el análisis estadístico se encontró que no hubo diferencias estadísticamente significativas en la etapa basal e inmediatamente después de la aplicación del estrés térmico ( $p > 0.05$ ), mientras que para el resto de los periodos de tiempo si hay diferencia estadística significativa con valores  $p < 0.05$  y  $p < 0.01$ .

Los principales resultados muestran que no hay diferencias significativas en entre los grupos control y experimental durante la etapa basal. (Janssen et al., 2020) propone una subdivisión de grupos debido a la temperatura basal en la rótula y se menciona que un mecanismo vascular tendría poca incidencia en el comportamiento de la temperatura entre los grupos. Así mismo, podría estar relacionado con la “teoría de la homeostasis tisular” (Post & Dye, 2017) donde se sugiere que pueden producirse alteraciones en la homeostasis tisular cuando se excede la función o la capacidad de aceptación de carga en la articulación. En este sentido,



la sobre carga repetitiva en la rodilla puede exceder la fuerza que tolera la articulación, provocando dolor e inflamación en sus estructuras (Dutton et al., 2016). Dicha inflamación causa cambios vasomotores (Abdulkhaleq et al., 2018) que se detectan más fácilmente tras el estrés térmico por calor.

No obstante, después de haber realizado el estrés térmico, el grupo experimental presentó una menor capacidad de recuperación para volver a la temperatura basal después de los 15 minutos. El análisis estadístico de los datos de temperatura tras el estrés térmico indica que puede haber una mayor capacidad diagnóstica que el estudio en situación basal (Kenny & Flouris, 2014). Los resultados confirman esta idea ya que, aunque sugieren que no es posible evaluar termográficamente la lesión patelofemoral bilateral en la situación basal, se obtuvieron diferencias significativas  $p < 0.05$  entre el grupo control y experimental después de la aplicación del estrés térmico por termoterapia.

Dado los resultados obtenidos se utilizan las imágenes adquiridas por termoterapia para la obtención de la base de datos. Dentro de esta selección se pueden tomar en cuenta las etapas: 6 min, 9 min, 12 min y 15 min. En estos periodos de tiempo se tuvieron valores  $p < 0.01$ , es decir, que son estadísticamente significativos. De estas etapas se eligió utilizar las imágenes correspondientes a los 15 minutos después de la aplicación del estrés térmico, principalmente porque es una etapa en la que se mantiene una diferencia de temperatura significativa entre los grupos control y experimental, también, en esta etapa y debido al proceso de termorregulación, la temperatura superficial es más cercana a la temperatura de referencia (basal).

#### *4.5.2. Análisis de grupo control y experimental patelofemoral unilateral.*

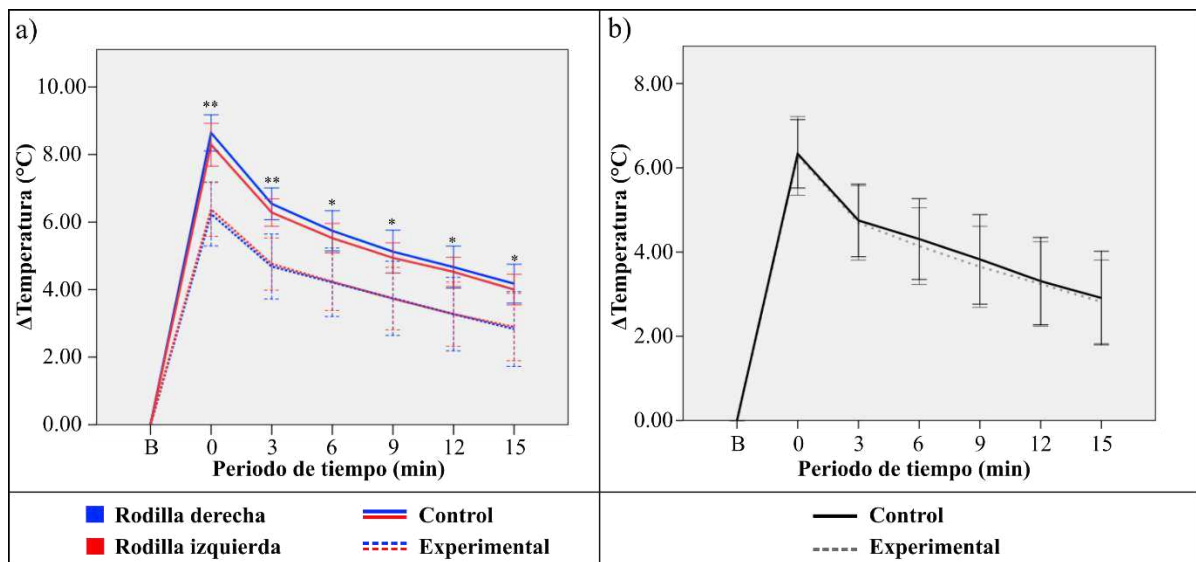
Siguiendo la metodología de la sección 4.5.1. se obtuvieron los promedios de temperatura en la región de interés mostrada en la Figura 28. Los grupos que participaron para la realización de este proceso de experimentación fueron los grupos 3 y 6 pertenecientes a los grupos control y experimental con lesión patelofemoral unilateral. En esta ocasión, debido a que sólo se tienen 12 participantes con la patología de lesión unilateral se realizó el estrés térmico por termoterapia en ambos grupos, en diferentes sesiones para la adquisición de imágenes, cumpliendo con las recomendaciones del uso de termografía y con condiciones

similares en ambas sesiones. El grupo con lesión unilateral tuvo ocho participantes con presencia de lesión en la rodilla derecha y cuatro con presencia de lesión en la rodilla izquierda. Independientemente de la ubicación de la lesión, se tomaron los datos de temperatura en ambas rodillas para ampliación de la base de datos de temperatura. Los resultados obtenidos después de los gradientes de temperatura para los grupos control y experimental se muestran en la Tabla 3.

**Tabla 3:** Análisis estadístico, grupo control contra grupo experimental.

<i>Estrés térmico</i>	<i>ROI</i>	<i>Grupo</i>	<i>Diferencia de temperatura por periodo de tiempo (°C)</i>					
			<i>0 min</i>	<i>3 min</i>	<i>6 min</i>	<i>9 min</i>	<i>12 min</i>	<i>15 min</i>
<b>Termoterapia</b>	<b>Derecha</b>	<b>Control</b>	8.64±0.84	6.54±0.73	5.74±0.93	5.12±1.00	4.66±0.97	4.17±0.90
		<b>Experimental</b>	6.24±1.49	4.68±1.51	4.21±1.59	3.74±1.72	3.27±1.71	2.83±1.74
	<b>Izquierda</b>	<b>Control</b>	8.29±0.99	6.28±0.63	5.52±0.68	4.94±0.70	4.52±0.68	4.0±0.71
		<b>Experimental</b>	6.37±1.25	4.75±1.21	4.23±1.34	3.73±1.45	3.27±1.49	2.89±1.57

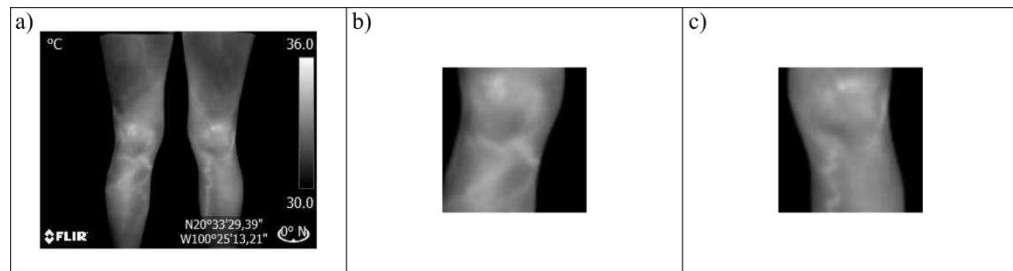
De acuerdo a los resultados obtenidos en la Tabla 3 se pudo observar un mayor incremento de temperatura en ambas rodillas del grupo control además el comportamiento de temperatura en el proceso de termorregulación fue similar a la sección anterior y el análisis estadístico tuvo valores de significancia  $p < 0.05$  y  $p < 0.01$ . En la Figura 31a se puede observar de manera visual los datos presentados en la Tabla 3. Por otro lado, se realizó el análisis estadístico únicamente para el grupo 6, debido a que se trata de una lesión unilateral se podía hacer la comparación entre los participantes del mismo grupo separando los datos de manera que se obtengan las diferencias de temperatura de la rodilla lesionada y la rodilla sana, sin embargo, no hubo diferencias significativas en este análisis estadístico, tal y como se puede observar en la Figura 31b.



**Figura 31:** Variación de temperatura en el proceso de termorregulación. a) Grupo control vs grupo experimental y b) Grupo experimental (rodilla sana vs rodilla lesionada). \*Estadísticamente significativo ( $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ ).

#### 4.6. Base de datos (grupo control y experimental con lesión bilateral).

La base de datos fue propuesta inicialmente con las imágenes de los participantes pertenecientes a los grupos 2 y 5 (termoterapia), es decir, se tienen 24 participantes, cada uno con la imagen termografica correspondiente (24 imágenes). Al tratarse de una lesión bilateral y para los fines de la investigación se realizó el recorte de la imagen original con el fin de obtener dos imágenes por cada uno de los participantes (rodilla derecha y rodilla izquierda) para ello se realizó el recorte de las imágenes tal y como se observa en la Figura 32. Todas las imágenes termograficas se ajustaron a un rango de temperatura de  $30 - 36 \text{ }^\circ\text{C}$ , con el fin de establecer los límites inferiores y superiores de los niveles de gris en cada una de las imágenes. Las imágenes originales tienen un tamaño inicial de  $320 \times 240$  píxeles, al momento de aplicar el recorte de las imágenes se estableció un tamaño de  $80 \times 80$  píxeles.

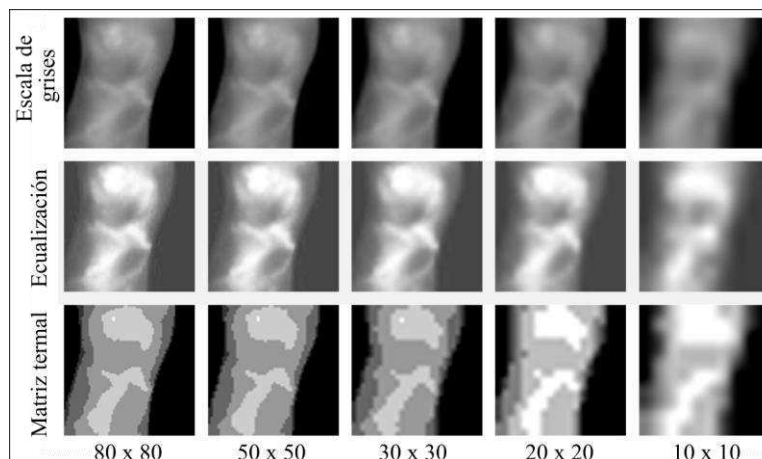


**Figura 32:** Recorte de imagen termografica. a) Imagen Original (320 x 240), b) Rodilla derecha (80 x 80) y c) Rodilla izquierda (80 x 80).

#### 4.6.1. Configuración de la CNN para aumento de la base de datos.

Como se mencionó en la sección 3.4. de la metodología, el aumento de la base de datos es acorde al comportamiento del modelo de una red neuronal convolucional (CNN) básico. Este incremento de la base de datos está relacionado con ajuste del tamaño de la imagen, cambio en los niveles de intensidad de la imagen, preprocesamiento (escala de grises, ecualización y matriz termal), agregar ruido (sal y pimienta) y finalmente agregando rotación y reflexión a las imágenes.

Se implemento el preprocesamiento a las imágenes originales en escala de grises de tamaño 80 x 80, con ello, las imágenes fueron convertidas a imágenes ecualizadas, en su equivalente a matriz termal. Después de realizar el preprocesamiento de las imágenes, se modificó el tamaño de imagen. Los resultados de estas modificaciones se muestran a continuación en la Figura 33. Para fines de visualización el tamaño de las imágenes fue ampliado, sin embargo, la resolución se mantiene respecto al tamaño original.



**Figura 33:** Tamaño y preprocesamiento de imágenes termograficas.

Inicialmente se propone un modelo básico de la red neuronal con las siguientes características: el número de imágenes de entrada es acorde al tamaño de las imágenes, tamaño de filtro 3 x 3, numero de filtros (8), capa de pooling de 2 x 2, 10 épocas, el batch-size (tamaño de lote) es  $\frac{1}{5}$  del tamaño de la base de datos.

#### 4.6.1.1. Selección de tamaño de imagen y preprocesamiento (Caso de estudio I).

La selección del tamaño de imagen se realizó mediante el uso de la CNN propuesta en la sección anterior, el tamaño inicial de la base de datos consta de 48 imágenes en total, 24 sin lesión y 24 con lesión patelofemoral bilateral. Estas imágenes son los datos de entrada a la red neuronal, n=48. Posteriormente se utilizó el 60% de las imágenes para la etapa de entrenamiento de la red, el 20% para prueba y el 20% restante para validación, el indicador tomado en cuenta para la selección del tamaño de imagen es la exactitud. En la Tabla 4 se muestran los resultados obtenidos para los diferentes tipos y tamaños de imagen.

**Tabla 4:** Exactitud y tiempo de entrenamiento de la CNN con diferentes configuraciones de imágenes de entrada.

Tamaño de imagen	Escala de grises		Ecuilización		Matriz termal	
	Exactitud	Tiempo de entrenamiento	Exactitud	Tiempo de entrenamiento	Exactitud	Tiempo de entrenamiento
80 x 80	72%	24.18 s	50%	23.80 s	58%	22.93 s
50 x 50	70%	22.21 s	50%	21.31 s	70%	22.56 s
30 x 30	<b>80%</b>	<b>21.12 s</b>	56%	20.96 s	<b>86%</b>	<b>21.40 s</b>

20 x 20	76%	20.69 s	62%	20.98 s	82%	20.99 s
10 x 10	74%	21.43 s	58%	21.20 s	75%	20.98 s

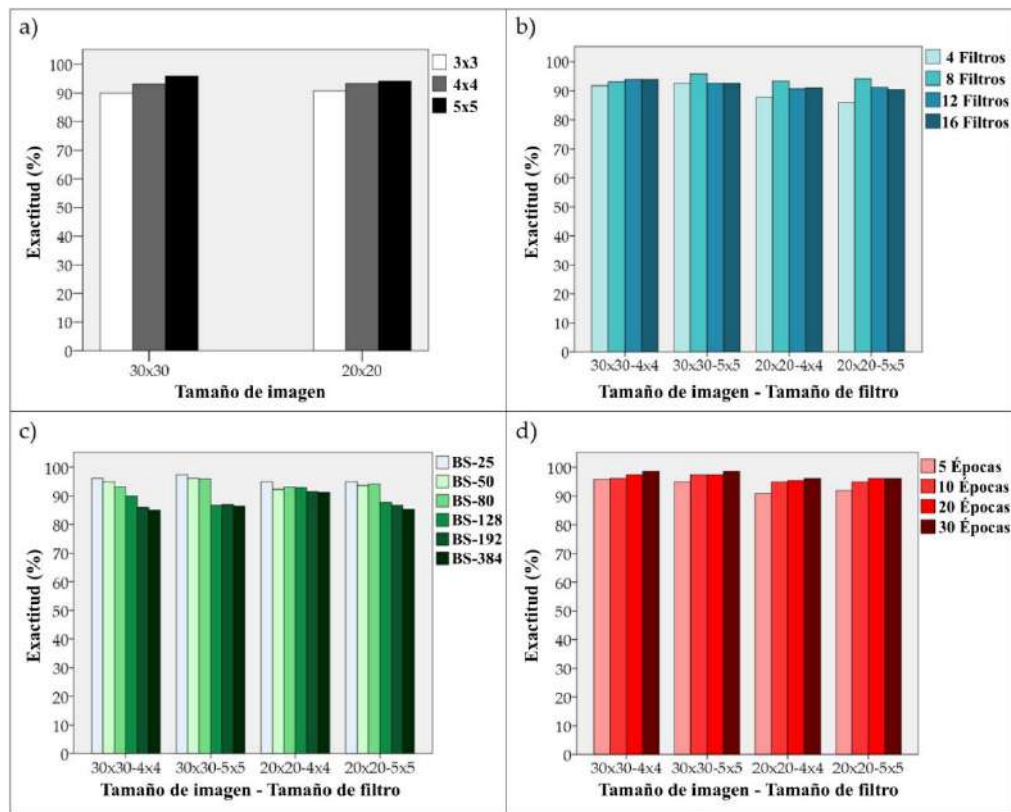
En la Tabla 4 se pueden observar los resultados del entrenamiento de la CNN, donde se reporta el accuracy obtenido y el tiempo que tarda en realizarse el entrenamiento. Los tamaños de imagen que estadísticamente fueron mejores por el promedio de exactitud obtenido fueron  $30 \times 30$  y  $20 \times 20$ , por lo tanto, son los tamaños elegidos para las siguientes pruebas, además del tamaño de imagen la Tabla 4 también muestra que los tipos de imagen de escala de grises y matriz termal tienen un accuracy por arriba del 80%, de tal manera que son los tipos de preprocesamiento que serán utilizados para el incremento de la base de datos.

#### 4.6.1.2. Configuración de la CNN por combinación de imágenes preprocesadas (Caso de estudio II).

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 4, se utilizaron los preprocesamientos de imágenes en escala de grises y de matriz termal para aumentar la base de datos, es decir, se tienen 48 imágenes en escala de grises y 48 imágenes de matriz termal, por lo tanto, se tiene una base de datos preliminar de  $n=96$ . Debido a que la red neuronal requiere una basta cantidad de imágenes para un mejor entrenamiento, se implementaron cambios en los niveles de intensidad a las imágenes de la base de datos preliminar aumentando los niveles de gris en porcentaje; 10%, 20% y 30%. Por ejemplo, un pixel con un valor en escala de grises de 30, al aumentar un 10% su valor, tendría un nuevo valor de 33. Debido al incremento en los niveles de intensidad de las imágenes en escala de grises y matriz termal se obtuvo una base de datos de 384 imágenes.

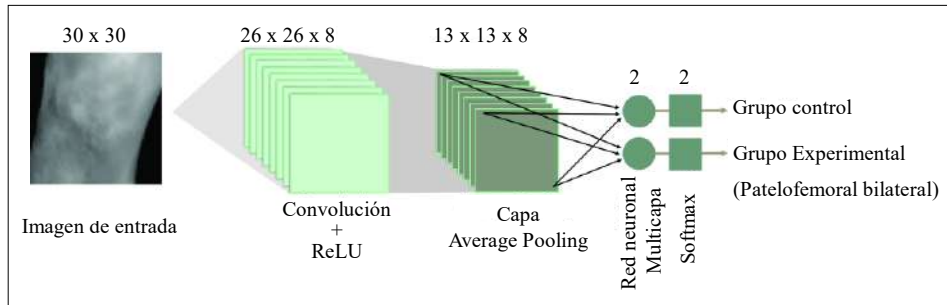
El número de imágenes asignadas para el entrenamiento fue de 228 imágenes (114 control, 114 lesión bilateral), lo que representa el 59.37% de la base de datos. Las imágenes restantes se reservaron para la validación. Como se mencionó anteriormente, se realizaron experimentos con redes neuronales convolucionales (CNN) utilizando diversas configuraciones: (1) tamaño de filtro ( $3 \times 3$ ,  $4 \times 4$  y  $5 \times 5$ ), (2) número de filtros (4, 8, 12 y 16), (3) tamaño de lote “batch size” (25, 50, 80, 128, 192 y 384) y (4) número de épocas (5, 10, 20 y 30). La experimentación se llevó a cabo de manera progresiva, extrayendo las

mejores características en cada paso y modificando únicamente los parámetros restantes. Figura 34a presenta los resultados de la configuración inicial de la CNN, donde se probaron tres tamaños de filtro diferentes. Estos resultados se agrupan según el tamaño de la imagen. Basándonos en estos resultados, se optó por los tamaños de filtro  $4 \times 4$  y  $5 \times 5$ . En la Figura 34b, se muestran los resultados para diferentes números de filtros. Tras analizar los resultados, se seleccionó el uso de 8 filtros como la mejor opción. En el siguiente paso, se ajustó el tamaño del lote (BS) en varios niveles, como se ilustra en la Figura 34c, alcanzando una exactitud máxima del 96.67% con un BS de 25. Finalmente, se varió también el número de épocas, como se muestra en la Figura 34d, resultando en la configuración final de la CNN: un tamaño de imagen de  $30 \times 30$ , un tamaño de filtro de  $5 \times 5$ , 8 filtros, un tamaño de lote de 25 y 30 épocas.



**Figura 34:** Valores de accuracy y configuración de la CNN para: a) Tamaño de imagen; b) Tamaño de imagen y tamaño de filtro; c) Tamaño de imagen, tamaño de filtro y batch-size; y d) Tamaño de imagen, tamaño de filtro, batch-size y número de épocas.

La Figura 35 presenta la arquitectura final de la CNN, acorde a los resultados obtenidos anteriormente, mientras que la Tabla 5 resume los parámetros de esta arquitectura mejorada o final.



**Figura 35:** Arquitectura final de la CNN.

**Tabla 5:** Resumen final de la configuración de la CNN.

<i>Nombre</i>	<i>Tipo</i>	<i>Activaciones</i>	<i>Aprendizaje</i>
Entrada	Imagen de entrada	30 x 30 x 1	
Conv	Convolución	26 x 26 x 8	Pesos 5 x 5 x 1 x 8 Sesgo 1 x 1 x 8
Relu	Unidad lineal rectificadora	26 x 26 x 8	
2 x 2-AP	Average pooling	13 x 13 x 8	
FC	Red neuronal multicapa	1 x 1 x 2	Pesos 2 x 1352 Sesgo 2 x 1
SM	Softmax	1 x 1 x 2	
Class	Clasificación		

Después de obtener la estructura final de la CNN, se procedió con el entrenamiento y la validación. La Figura 36 presenta los resultados de exactitud y pérdida, evidenciando una convergencia del gráfico después de la iteración 80. La validación se llevó a cabo utilizando el 20.31% de la base de datos, es decir, 78 imágenes. En la Figura 37 se exhibe la exactitud obtenida entre la clase verdadera y la clase predicha mediante la matriz de confusión. Estos resultados reflejan una exactitud del 98.72%, una precisión del 98.72%, recuperación del 98.75%, y medida F1 del 98.73%, lo que demuestra la eficacia de la CNN para identificar y diferenciar los grupos control y experimental con lesión patelofemoral bilateral.



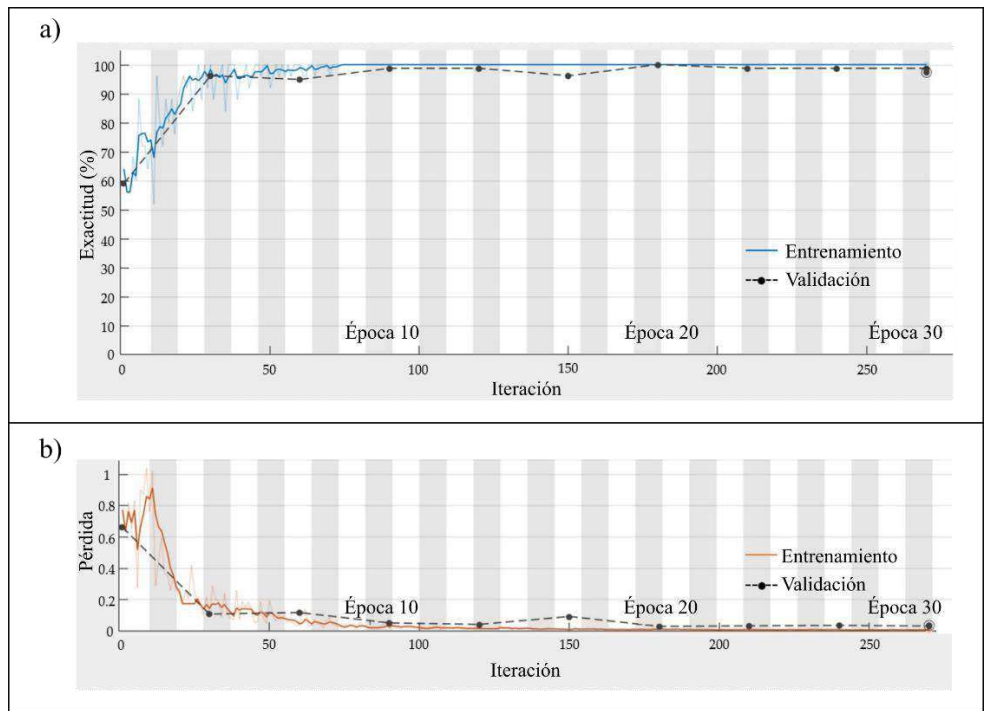


Figura 36: Entrenamiento y validación de la CNN. a) exactitud y pérdida.

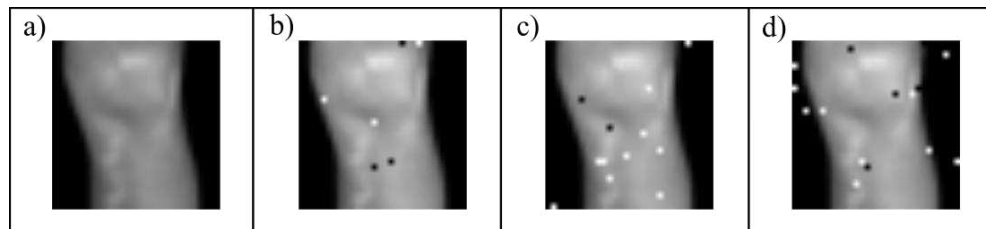
**Matriz de confusión**

		Control	Lesión patelofemoral bilateral	
<b>Clase de salida</b>	Control	38 48.7%	1 1.3%	97.44% 2.56%
	Lesión patelofemoral bilateral	0 0%	39 50.0%	100% 0%
		100% 0%	97.5% 2.5%	98.72% 1.28%
		Control	Lesión patelofemoral bilateral	<b>Clase objetivo</b>

Figura 37: Validación mediante predicciones. Matriz de confusión para el modelo propuesto de la CNN.

4.6.1.3. Evaluación de la CNN mediante base de datos con ruido sal y pimienta (Caso de estudio III).

Con el fin de evaluar el desempeño de la CNN, la base de datos fue contaminada con ruido sal y pimienta al 1%, 2% y 3%. Este tipo de ruido es utilizado para crear escenarios que se pueden presentar al momento de la adquisición de imágenes termograficas ya sea por problemas con el lente de la cámara por suciedad o simplemente por las condiciones del lugar en donde se realiza la captura de imágenes termograficas. En la Figura 38 se muestra un ejemplo de la imagen contaminada con los tres niveles de ruido sal y pimienta. Al realizar la validación con la CNN se obtuvieron los resultados con los tres niveles de ruido, los indicadores estadísticos de exactitud, precisión, recuperación y medida F1, se muestran en la Tabla 6. De la misma manera, se muestra la matriz de confusión en la Figura 39, con las predicciones realizadas por el sistema para clasificación o identificación de lesión en rodilla. El mejor desempeño de la CNN se obtuvo con el menor nivel de ruido sal y pimienta, al 1%.



**Figura 38:** Imágenes contaminadas con ruido sal y pimienta. a) Imagen original, b) Sal y pimienta 1%, c) Sal y pimienta 2% y d) Sal y pimienta 3%.

**Tabla 6:** Indicadores de desempeño de la CNN con imágenes contaminadas con ruido sal y pimienta a diferentes niveles.

Nivel de ruido	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Medida F1
1%	97.4%	97.4%	97.4%	97.4%
2%	94.9%	95%	94.85%	94.92%
3%	93.6%	94.3%	93.6%	93.9%

		Matriz de confusión		
Clase de salida	Control	38 48.7%	1 1.3%	97.4% 2.6%
	Lesión patelofemoral bilateral	1 1.3%	38 48.7%	97.4% 2.6%
		97.4% 2.6%	97.4% 2.6%	97.4% 2.6%
		Control	Lesión patelofemoral bilateral	
		Clase objetivo		

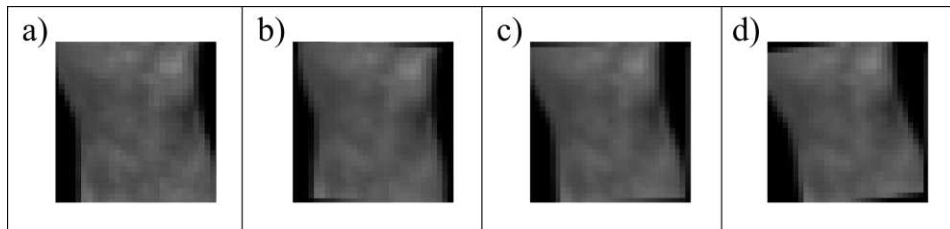
**Figura 39:** Predicciones realizadas por la CNN. Validación con imágenes de entrada contaminadas con ruido "Sal y pimienta" al 1%.

#### 4.6.1.4. Evaluación de la CNN mediante base de datos con rotación y reflexión de imágenes (Caso de estudio IV).

Continuando con las pruebas de robustez de la red neuronal, se realizaron algunas modificaciones a las imágenes para validación del entrenamiento, esta vez se agregó rotación a las imágenes en tres diferentes rangos, rotación de  $[-5^\circ 5^\circ]$ ,  $[-10^\circ 10^\circ]$  y  $[-15^\circ 15^\circ]$ . Estos rangos fueron seleccionados para la experimentación considerando posibles cambios en la postura de los participantes al momento de la adquisición de imágenes termograficas en un ambiente real. Los resultados fueron registrados en la Tabla 7, en los cuales se puede observar un mejor desempeño en las imágenes alteradas con una rotación entre  $-5^\circ$  y  $5^\circ$ . Cabe mencionar que también se agregó reflexión horizontal aleatoria a las imágenes, con el fin de comprobar la eficacia de la CNN utilizando imágenes con transformaciones geométricas. Para fines de visualización se muestra en la Figura 40 un ejemplo de imágenes con este tipo de alteraciones geométricas, además, en la Figura 41 se pueden visualizar las predicciones realizadas con la matriz de confusión.

**Tabla 7:** Indicadores de desempeño de la CNN con alteración geométrica de imágenes.

Rotación	Reflexión horizontal	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Medida F1
[-5° 5°]	Aleatoria	92.3%	92.4%	92.3%	92.3%
[-10° 10°]	Aleatoria	88.5%	88.5%	88.4%	88.4%
[-15° 15°]	Aleatoria	80.8%	80.9%	80.7%	80.8%



**Figura 40:** Alteración geométrica de imágenes termográficas. a) Original, b) Rotación 5° c) Rotación 10° y d) Rotación 15°.

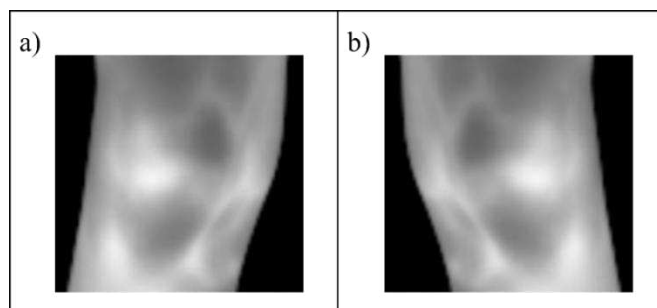
		Matriz de confusión		
Clase de salida	Control	37 47.4%	4 5.1%	90.2% 9.8%
	Lesión patelofemoral bilateral	2 2.6%	35 44.9%	94.6% 5.4%
		94.9% 5.1%	89.7% 10.3%	92.3% 7.7%
		Control	Lesión patelofemoral bilateral	
		Clase objetivo		

**Figura 41:** Matriz de confusión con imágenes alteradas geométricamente.

De acuerdo a las predicciones realizadas por la CNN en esta etapa de validación se observa que el desempeño del sistema de clasificación se mantiene con un buen valor, ya que se obtiene un valor de exactitud del 92.3%, de acuerdo a estos resultados se comprueba que a pesar de las transformaciones geométricas de las imágenes se mantiene un buen porcentaje de clasificación.

#### *4.7. Pruebas del sistema de clasificación y detección de lesiones en rodilla con 3 clases.*

Durante el desarrollo del sistema de clasificación de lesiones en rodilla se obtuvieron resultados positivos en los diferentes casos de estudio, mediante los cuales se comprobaron; el uso de preprocesamiento de imágenes, la implementación de ruido “sal y pimienta” y transformaciones geométricas como alternativas para incremento de base de datos en imágenes. Por tal motivo, en esta etapa, se utilizaron estas técnicas para aumentar el número de imágenes correspondientes al segundo tipo de lesión a identificar, en este caso, lesión unilateral patelofemoral. Debido a las características de la lesión solo se tiene una imagen termografica por paciente, es decir, que el grupo experimental unilateral (grupo 6) tiene un total de 12 participantes y como consecuencia, sólo 12 imágenes de rodilla, mientras que el grupo control unilateral (grupo 3) al tratarse de un grupo control se puede obtener un par de imágenes termograficas (una por rodilla), en total el grupo control resulto en 24 imágenes termograficas. Para equiparar el número de imágenes en ambos grupos se utilizó el preprocesamiento de transformación geométrica con reflexión horizontal, de esta manera se completaron 24 imágenes termograficas del grupo experimental con lesión unilateral, en la Figura 42 se muestra el ejemplo de una imagen original y la misma con reflexión horizontal.



**Figura 42:** Transformación geométrica. a) Imagen original y b) Imagen con reflexión horizontal.

Siguiendo la metodología propuesta para el aumento de la base de datos se implementó en las imágenes originales en escala de grises dos tipos de preprocesamiento; (1) matriz termal y (2) cambio en niveles de intensidad al 10%, 20% y 30%. Inicialmente se tienen 24 imágenes del grupo experimental, al cual se le agregan 24 más realizando el preprocesamiento de matriz termal, finalmente a estas 48 imágenes preliminares se aplican los cambios en los tres niveles de intensidad, obteniendo en total 192 imágenes con lesión patelofemoral unilateral, de esta manera, se completa el número de imágenes que se necesitan para cada clase en el sistema de clasificación o identificación de lesiones en rodilla. Recordando que anteriormente la red neuronal (CNN) tenía una base de datos con  $n=384$ , al agregar las imágenes del grupo experimental con lesión unilateral se tiene una base de datos final de  $n=576$  imágenes, el porcentaje utilizado para el entrenamiento de la red neuronal fue del 60.06% correspondiente a 346 imágenes, el porcentaje restante se divide por igual para las etapas de prueba y validación, 115 imágenes para prueba y 115 imágenes para validación. Al compilar el código descrito para el sistema de clasificación o identificación se obtuvo una exactitud en el entrenamiento del 98.72% de tal manera que se mantienen los buenos resultados que se habían obtenido en la etapa anterior cuando sólo se tenía una lesión de rodilla. El comportamiento del entrenamiento de la red neuronal se muestra en la Figura 43, se puede apreciar que a diferencia de los resultados anteriores la gráfica converge pasando la iteración 120, manteniendo la configuración final de la CNN. Al hacer la prueba y validación con las imágenes correspondientes se obtuvieron los indicadores de exactitud, precisión, sensibilidad y medida F1, las predicciones realizadas por la matriz de confusión se pueden observar en la Figura 44.

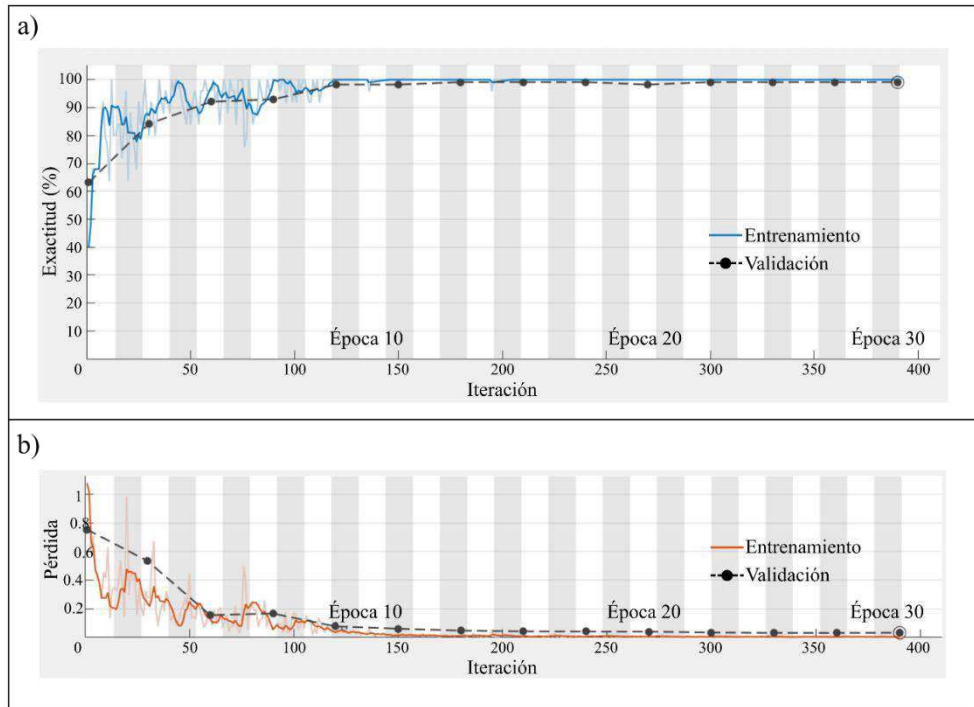


Figura 43: Gráfica del entrenamiento de la CNN con 3 clases. a) exactitud y b) pérdida.

**Matriz de confusión**

<b>Clase de salida</b>	Control	36 31.6%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	Lesión patelofemoral bilateral	2 1.8%	38 33.3%	0 0.0%	95.0% 5.0%
	Lesión patelofemoral unilateral	0 0.0%	0 0.0%	38 33.3%	100% 0.0%
		94.7% 5.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	98.2% 1.8%
	Control	Lesión patelofemoral bilateral	Lesión patelofemoral unilateral		
	<b>Clase objetivo</b>				

Figura 44: Predicciones realizadas por la CNN y clasificación de las clases (sano, patelofemoral bilateral y patelofemoral unilateral).

#### 4.8. Desarrollo de interfaz de usuario del sensor inteligente

Una vez que el sistema de clasificación de lesiones en rodilla fue validado para dos tipos de lesión en rodilla y para la evaluación del estado sano, la red neuronal entrenada con anterioridad fue implementada en la interfaz de usuario, en la figura 45 se muestra la versión final de la interfaz para el sensor inteligente.



**Figura 45:** Interfaz de usuario del sensor inteligente basado en termografía infrarroja para clasificación y detección de lesiones en rodilla.

Los requerimientos mínimos para el correcto funcionamiento de la Interfaz son los siguientes:

1. Asegurarse de que las imágenes termograficas cumplan con las características que se propusieron en las secciones 3.2.1., 3.2.2., 3.2.3. y 3.2.4.
2. Utilizar las imágenes adquiridas en la etapa de termorregulación, a los “15 Minutos” después de la aplicación de termoterapia.
3. Ajustar los rangos de la imagen con la temperatura mínima de 30°C y la temperatura máxima de 36°C.
4. La imagen de entrada debe ser tal y como se mostró en la figura 32, ya sea para la rodilla derecha o rodilla izquierda, de lo contrario tendrá que ser necesario el recorte de la imagen para la región de interés.



5. La imagen debe ser en escala de grises.
6. No importa el tamaño de la imagen de entrada, el software realiza un ajuste automático para que cumpla con el tamaño de imagen con el cual fue entrenada la red neuronal (30x30).

La interfaz es práctica, además de ser fácil de utilizar por el usuario y no requiere de conocimientos avanzados en la materia, solamente son 3 pasos que se deben seguir para su utilización. Primero, el usuario debe posicionarse y dar clic sobre el botón “**Importar Imagen**” y seleccionar la imagen termografica de la rodilla que desea analizar, al instante aparecerá la imagen seleccionada debajo de la leyenda “IMAGEN DE ENTRADA”. El segundo paso es seleccionar el tipo de diagnóstico a realizar, inicialmente se tiene precargado el diagnóstico de lesión en rodilla. Finalmente, el tercer paso es seleccionar el botón “**CLASIFICAR**” y al momento aparecerá el diagnóstico realizado por el sensor inteligente y además se incluye un semáforo de clasificación, para esta investigación se considera la luz verde como rodilla sana, la luz naranja como lesión patelofemoral unilateral y la luz roja como lesión patelofemoral bilateral. En las figuras 46, 47 y 48, se muestran las imágenes que corresponden a cada tipo de detección.



*Figura 46: Detección del estado sano en rodilla.*

En la figura 46 se muestra la imagen correspondiente a una rodilla sana, como se puede observar el diagnóstico se realizó de forma eficiente, mostrando la etiqueta de “SANO” y con el semáforo de clasificación en color verde.



*Figura 47: Detección de lesión patelofemoral unilateral en rodilla*

En la figura 47 se pudo observar la prueba realizada para una imagen termografica de una rodilla con diagnóstico de lesión patelofemoral unilateral, al momento de realizar la clasificación de la imagen el sistema respondió como se espera y logró clasificar el tipo de lesión con la leyenda “LESION PATELOFEMORAL UNILATERAL” y el semáforo de clasificación en color amarillo.



*Figura 48: Detección de lesión patelofemoral bilateral en rodilla.*

En la figura 48 se muestra la última prueba realizada para el sensor inteligente, en este caso se importó la imagen termografica de un participante diagnosticado por el test de Zohlen con lesión patelofemoral bilateral, el resultado fue satisfactorio ya que el sistema pudo clasificar correctamente el tipo de lesión con la etiqueta “LESION PATELOFEMORAL BILATERAL” y con el semáforo de clasificación en color rojo.

Como se puede observar la interfaz de usuario cumple con los objetivos principales de la investigación y realiza la detección automática de las imágenes termograficas de rodilla mediante el entrenamiento previo del sistema inteligente con la base de datos para las tres condiciones de clasificación.

# CAPÍTULO 5

## 5. Conclusiones y prospectivas

### *5.1. Conclusiones*

- De la presente tesis se pudieron obtener algunas conclusiones, debido a que el trabajo de investigación realizado fue llevado a cabo en varias etapas. En general, los resultados mostrados en la sección anterior demuestran del uso de termografía infrarroja como una herramienta de apoyo para los profesionales de la salud y una alternativa que sea participe en la identificación o posible detección de lesiones en rodilla, principalmente para los dos tipos de lesión analizados en este trabajo (lesión patelofemoral bilateral, lesión patelofemoral unilateral). A continuación, se describen las conclusiones particulares de la investigación.
  
- Se propuso un protocolo para adquisición de imágenes termograficas en participantes sanos y con lesiones de rodilla, el cual, consistió en la captura de imágenes antes y después de realizar estrés térmico con el fin de evaluar el periodo de termorregulación en la temperatura de la piel de las rodillas. Se propusieron los tiempos de aplicación de estrés térmico, así como la temperatura promedio de las compresas que se utilizaron en el procedimiento, por otro lado, también se propone la forma de aplicación, cabe mencionar que este protocolo fue supervisado por expertos en ciencias de la salud, quienes además dieron el visto bueno para la aplicación en los participantes.

- Se realizó la evaluación de los gradientes de temperatura en los grupos control y experimental mediante el análisis estadístico de los datos obtenidos en la región de interés, como se observó, la temperatura basal no es un claro indicador de presencia de lesión en la zona ya que no hubo cambios significativos de temperatura, por otro lado, después de la aplicación de termoterapia y crioterapia, el comportamiento de la temperatura superficial de la piel mostró disparidad entre la gráfica de los grupos control y experimental, que además se pudo validar obteniendo la significancia de los datos ( $p < 0.05$ ) en la región de interés de las imágenes obtenidas durante los periodos posteriores a la aplicación del estrés térmico, de tal manera que se concluye el uso de termoterapia como un estresor de temperatura que pudiera ayudar al momento de evidenciar la presencia de lesión en la rodilla.
- Se demostró que el uso de metodologías para el aumento de bases de datos en imágenes es necesario cuando se tiene una población de participantes reducida y que además se necesita ampliar la base de datos para entrenar un sistema inteligente que utiliza el aprendizaje profundo como una de las opciones para clasificación o detección de anomalías en imágenes termográficas.
- El sistema de clasificación pudo realizar las predicciones de las tres clases (sano, lesión patelofemoral bilateral y lesión patelofemoral unilateral) en la etapa de prueba y validación, después de haber realizado el entrenamiento para la red neuronal con el 60.2% del total de imágenes de la base de datos.
- Se realizó la interfaz de usuario para el sensor inteligente y se obtuvieron buenos resultados después de implementar los algoritmos para clasificación de lesiones en rodilla, a su vez, el sistema es intuitivo y se puede usar para clasificar por lo menos los dos tipos de lesión con los cuales se entrenó la red neuronal utilizada, siempre y cuando se sigan las sugerencias descritas en este trabajo para la adquisición de imágenes termográficas, así como la aplicación del estrés térmico.

- Las metodologías propuestas para el aumento de la base de datos dieron apertura a utilizar el sistema inteligente y entrenar el modelo final de la red neuronal con imágenes termograficas de motores eléctricos de inducción con tres diferentes tipos de fallas mecánicas para validar que es posible utilizar el sensor termografico en otro tipo de aplicaciones, además, este objetivo en particular, dio las herramientas para la obtención de un tercer producto mediante el envío y publicación del artículo titulado “A CNN-Based Methodology for Identifying Mechanical Faults in Induction Motors Using Thermography”.
  
- En cuanto a los productos obtenidos, con las metodologías utilizadas, el sistema de clasificación propuesto y el aumento de la base de datos:
  - Además de concluir con éxito la mayoría de los objetivos propuestos en la tesis doctoral, se pudo obtener la propuesta inicial de un sistema de clasificación de lesión patelofemoral bilateral y unilateral.
  - En cuanto a la investigación para identificación de lesiones en rodilla mediante termografía infrarroja se obtuvieron dos productos, el primero de ellos publicado en la revista (Journal of Thermal Biology, ISSN: ISSN: 1879-0992) con éste artículo se evaluó el comportamiento de temperatura mediante el análisis estadístico de los datos obtenidos en la región de interés de las imágenes termograficas, demostrando que la aplicación terapéutica de termoterapia puede ser un estresor térmico que permita encontrar diferencias de temperatura significativas entre personas sanas y personas con lesión patelofemoral bilateral durante el proceso de termorregulación de la piel. El segundo artículo utilizó las imágenes termograficas adquiridas de los grupos que realizaron el estrés térmico por termoterapia para desarrollar una metodología mediante el aumento de la base de datos, así como, la selección de parámetros de una red neuronal convolucional para determinar el estado sano o con presencia de lesión patelofemoral bilateral. Este trabajo fue publicado en la revista (Electronics, ISSN: EISSN 2079-9292).

- El modelo propuesto para el sistema de clasificación con red neuronal convolucional y la metodología propuesta para la base de datos fue puesto a prueba en un área completamente diferente a ciencias de la salud con el fin de validar el sistema. Como resultado de esta validación se pudo obtener un tercer producto con la publicación de un artículo en la revista *Machines* (EISSN 2075-1702) con el artículo titulado “A CNN-Based Methodology for Identifying Mechanical Faults in Induction Motors Using Thermography”, con este artículo se comprueba el aporte científico y tecnológico del trabajo de investigación llevado a cabo en la tesis.

### *5.2. Conclusiones personales y prospectivas.*

- En cuanto a los participantes del estudio:
  - Es muy importante llevar a cabo una planeación que permita conocer las lesiones más frecuentes en una población local, esto con el fin de reunir a la mayor cantidad de participantes en el estudio de acuerdo al tipo de patología que presenten en la(s) rodilla(s), por eso es necesario tener vínculos con asociaciones, instituciones, hospitales, etc., que garanticen tener una población variada. De igual manera, es indispensable tener información detallada de los pacientes, para asegurar que la división de los grupos sea equitativa, cuidando aspectos que van más allá de conocer las características antropométricas de los participantes, sería vital tener información acerca del tiempo de lesión, traumatología, sensación de dolor, etc.
  - Además de la vinculación con instituciones médicas es necesario acrecentar el número de responsables en la investigación, teniendo más personal con experiencia en ciencias de la salud, para validar el expediente clínico de los participantes en el estudio.
- Para la adquisición de imágenes termográficas:
  - Tener una habitación con más espacio pero que siga cumpliendo con las especificaciones técnicas para el uso de termografía con ambiente controlado.

- Hacer sesiones para adquisición de imágenes con la mayor cantidad de participantes posibles, además de llevar a cabo la planeación para que la adquisición sea realizada en días consecutivos, ya que al realizarse con una calendarización diferida podría influir en los datos, ya que la temperatura superficial de la piel es una variable que está sujeta a los cambios de temperatura ambiental.
- Brindar información con anticipación a los participantes para asegurar que no se expongan a cambios bruscos de temperatura o actividades que puedan afectar la medición de temperatura en la región de interés, dentro de las actividades están todas las mencionadas en la sección 2.4. de este trabajo.
- Es necesario monitorear de manera constante los equipos utilizados para medición de los parámetros ambientales en la habitación; temperatura ambiente, porcentaje de humedad, temperatura de la habitación, temperatura reflejada de los participantes.
- Sugerir a los participantes mantener la misma postura por lo menos el tiempo que lleva tomar las imágenes termograficas después de la aplicación.
- Mantener la distancia y la orientación de la cámara respecto al participante en cada una de las capturas de imagen.
- Tener un protocolo para tiempos de adquisición de imágenes termograficas entre participantes, evitando que se tomen imágenes con tiempos mayores o menores respecto al periodo propuesto en esta investigación.

➤ De acuerdo a la aplicación de estrés térmico:

En este trabajo se pudo analizar que el análisis de temperatura basal no permitía diferenciar los cambios de temperatura entre los participantes sanos y participantes con lesión, por tal motivo se realizaron dos tipos de estrés térmico; crioterapia y termoterapia, de los cuales se concluyó que el uso de termoterapia puede ser una opción que ofrece mejores resultados estadísticos al momento del análisis entre los grupos control y experimental, por esta razón, para los objetivos y fines de este trabajo se utilizaron las imágenes termograficas pertenecientes a los grupos con aplicación



de termoterapia. Algunos de los aspectos que se pueden considerar para una correcta aplicación de termoterapia son los siguientes:

- Utilizar materiales recientes o al menos con el mismo tiempo de utilización para que la capacidad calorífica de los mismos sea equivalente. Al momento de la aplicación de termoterapia sería ideal que las compresas utilizadas sean lo más cercanas a la temperatura promedio de aplicación.
  - Cuidar en todo momento los tiempos tanto en el compresero como en la aplicación para evitar una variación de temperatura mayor o menor a la que se espera en el estudio.
  - Verificar que el área de contacto entre el participante y la compresa sea en la región de interés que sea evaluada.
- Para la conformación de la base de datos:
- En esta investigación se realizó la adquisición de las imágenes termograficas, posteriormente se realizó el recorte de las imágenes en la región de interés, aunque se realizó la descripción de un código en Matlab para el recorte de la imagen, aunque el recorte es (manual), se sugiere que a corto plazo esta segmentación de la imagen sea de forma automática con el fin de hacer más eficiente el sistema de adquisición.
  - Se pudieron comprobar los resultados con distintos tamaños de imagen lo que permite tener bases de datos con imágenes de diferente tamaño, quizá al aumentar el número de imágenes de la base de datos se obtengan mejores resultados para imágenes de un tamaño superior al seleccionado para este trabajo de investigación.
  - El uso de preprocesamiento para el aumento de la base de datos es una alternativa que ya sea ha estudiado en otras investigaciones, por lo cual se concluye que para los fines y objetivos de esta investigación cumplieron con el propósito esperado, y además pueden seguir siendo de utilidad para futuras investigaciones en esta área.

- De acuerdo a los resultados obtenidos en la etapa final para la clasificación o identificación de lesiones en rodilla se puede concluir lo siguiente para la etapa de clasificación:
- El sistema de clasificación mostró que es posible identificar y diferenciar de manera automática las imágenes de participantes clínicamente sanos, así como participantes con lesión patelofemoral unilateral y bilateral. Sin embargo, garantizar el éxito del sistema sería un poco prematuro ya que hay un número de imágenes originales limitado.
  - El sistema puede ser optimizado ya que se pueden variar diferentes parámetros de la red neuronal, así como el incremento de la base de datos con el reclutamiento de mayor población control y experimental.
  - Se concluyó que el tamaño de imagen que mejores resultados tuvo fue el de 30x30 píxeles, lo cual es muy importante de acuerdo a los sensores termográficos que se pueden encontrar en el mercado, ya que entre mayor resolución (tamaño de imagen) es mayor el costo del sensor termográfico.

## 6. Bibliografía

- Abdulkhaleq, L. A., Assi, M. A., Abdullah, R., Zamri-Saad, M., Taufiq-Yap, Y. H., & Hezme, M. N. M. (2018). The crucial roles of inflammatory mediators in inflammation: A review. In *Veterinary World* (Vol. 11, Issue 5, pp. 627–635). Veterinary World. <https://doi.org/10.14202/vetworld.2018.627-635>
- Ahmed, I., Moiz, H., Carlos, W., Edwin, C., Staniszewska, S., Parsons, N., Price, A., Hutchinson, C., & Metcalfe, A. (2021). The use of magnetic resonance imaging (MRI) of the knee in current clinical practice: A retrospective evaluation of the MRI reports within a large NHS trust. *Knee*, 29, 557–563. <https://doi.org/10.1016/j.knee.2021.02.034>
- Aldaco García, V. D., Flores Aguilar, S., & Pérez Hernández, J. (2017). *GUÍA DE PRÁCTICA CLÍNICA GPC Diagnóstico y Tratamiento de las LESIONES LIGAMENTARIAS TRAUMÁTICAS EN RODILLA*. <http://www.imss.gob.mx/profesionales-salud/gpc>
- Alvarado-Hernandez, A. I., Zamudio-Ramirez, I., Jaen-Cuellar, A. Y., Osornio-Rios, R. A., Donderis-Quiles, V., & Antonino-Daviu, J. A. (2022). Infrared Thermography Smart Sensor for the Condition Monitoring of Gearbox and Bearings Faults in Induction Motors. *Sensors*, 22(16). <https://doi.org/10.3390/s22166075>
- Ang, M., Baskaran, M., Werkmeister, R. M., Chua, J., Schmidl, D., Aranha dos Santos, V., Garhöfer, G., Mehta, J. S., & Schmetterer, L. (2018). Anterior segment optical coherence tomography. In *Progress in Retinal and Eye Research* (Vol. 66, pp. 132–156). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.preteyeres.2018.04.002>
- Antony, J., McGuinness, K., Moran, K., & O'Connor, N. E. (2017). Automatic detection of knee joints and quantification of knee osteoarthritis severity using convolutional neural networks. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10358 LNAI, 376–390. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-62416-7\\_27](https://doi.org/10.1007/978-3-319-62416-7_27)

- Awan, M. J., Shafry, M., Rahim, M., Salim, N., Mohammed, M. A., Garcia-Zapirain, B., & Abdulkareem, K. H. (2021). *diagnostics Efficient Detection of Knee Anterior Cruciate Ligament from Magnetic Resonance Imaging Using Deep Learning Approach*. <https://doi.org/10.3390/diagnostics>
- Baert, A. 1, & Sartor, L. K. (2003). *MEDICAL RADIOLOGY Diagnostic Imaging Softcover Edition*.
- Burger, W., & Burge, M. J. (2016). *Digital Image Processing*. <http://www.springer.com/series/3191>
- Carlos Rodríguez-Merchán Editor, E. (n.d.). *Traumatic Injuries of the Knee*.
- Cruz-Albarran, I. A., Benitez-Rangel, J. P., Osornio-Rios, R. A., Dominguez-Trejo, B., Rodriguez-Medina, D. A., & Morales-Hernandez, L. A. (2018). A methodology based on infrared thermography for the study of stress in hands of young people during the Trier Social Stress Test. *Infrared Physics and Technology*, *93*, 116–123. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2018.07.017>
- Cruz-Albarran, I. A., Benitez-Rangel, J. P., Osornio-Rios, R. A., & Morales-Hernandez, L. A. (2017). Human emotions detection based on a smart-thermal system of thermographic images. *Infrared Physics and Technology*, *81*, 250–261. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2017.01.002>
- Davenport, M., & Oczypok, M. P. (2020). Knee and Leg Injuries. In *Emergency Medicine Clinics of North America* (Vol. 38, Issue 1, pp. 143–165). W.B. Saunders. <https://doi.org/10.1016/j.emc.2019.09.012>
- de Vries, B. A., Breda, S. J., Meuffels, D. E., Hanff, D. F., Hunink, M. G. M., Krestin, G. P., & Oei, E. H. G. (2020). Diagnostic accuracy of grayscale, power Doppler and contrast-enhanced ultrasound compared with contrast-enhanced MRI in the visualization of synovitis in knee osteoarthritis. *European Journal of Radiology*, *133*. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109392>

- Denoble, A. E., Hall, N., Pieper, C. F., & Kraus, V. B. (2010). Patellar skin surface temperature by thermography reflects knee osteoarthritis severity. *Clinical Medicine Insights: Arthritis and Musculoskeletal Disorders*, 3, 69–75. <https://doi.org/10.4137/CMAMD.S5916>
- Dutton, R. A., Khadavi, M. J., & Fredericson, M. (2016). Patellofemoral Pain. In *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America* (Vol. 27, Issue 1, pp. 31–52). W.B. Saunders. <https://doi.org/10.1016/j.pmr.2015.08.002>
- Elvira-Ortiz, D. A., Jaen-Cuellar, A. Y., Morinigo-Sotelo, D., Morales-Velazquez, L., Osornio-Rios, R. A., & Romero-Troncoso, R. de J. (2020). Genetic algorithm methodology for the estimation of generated power and harmonic content in photovoltaic generation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/app10020542>
- Ermatinger, F. A., Brügger, R. K., & Burkart, J. M. (2019). The use of infrared thermography to investigate emotions in common marmosets. *Physiology and Behavior*, 211(August), 112672. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2019.112672>
- Fahle, S., Prinz, C., & Kuhlenkötter, B. (2020). Systematic review on machine learning (ML) methods for manufacturing processes - Identifying artificial intelligence (AI) methods for field application. *Procedia CIRP*, 93, 413–418. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.109>
- Fernández-Cuevas, I., Bouzas Marins, J. C., Arnáiz Lastras, J., Gómez Carmona, P. M., Piñonosa Cano, S., García-Concepción, M. Á., & Sillero-Quintana, M. (2015). Classification of factors influencing the use of infrared thermography in humans: A review. In *Infrared Physics and Technology* (Vol. 71, pp. 28–55). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2015.02.007>
- Figuroa, F., Izquierdo, G., Bravo, JT., Contreras, M., Santibáñez, C., Torrens, JP., & Figuroa, D. (2015). Test de Zohlen y su relación con el ángulo Q en población sin dolor patelofemoral. *Revista Chilena de Ortopedia y Traumatología*, 56(2), 13–17. <https://doi.org/10.1016/j.rchot.2015.09.004>

- Fokam, D., & Lehmann, C. (2019). Clinical assessment of arthritic knee pain by infrared thermography. *Journal of Basic and Clinical Physiology and Pharmacology*, 30(3). <https://doi.org/10.1515/jbcpp-2017-0218>
- Galić, I., Habijan, M., Leventić, H., & Romić, K. (2023). Machine Learning Empowering Personalized Medicine: A Comprehensive Review of Medical Image Analysis Methods. In *Electronics (Switzerland)* (Vol. 12, Issue 21). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/electronics12214411>
- Garduño-Ramón, M. A., Vega-Mancilla, S. G., Morales-Henández, L. A., & Osornio-Rios, R. A. (2017). Supportive noninvasive tool for the diagnosis of breast cancer using a thermographic camera as sensor. *Sensors (Switzerland)*, 17(3). <https://doi.org/10.3390/s17030497>
- Garduño-Ramón, M., Vega-Mancilla, S., Morales-Henández, L., & Osornio-Rios, R. (2017). Supportive Noninvasive Tool for the Diagnosis of Breast Cancer Using a Thermographic Camera as Sensor. *Sensors*, 17(3), 497. <https://doi.org/10.3390/s17030497>
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (Richard E. (2018). *Digital image processing*.
- Gonzalez-Abreu, A. D., Osornio-Rios, R. A., Elvira-Ortiz, D. A., Jaen-Cuellar, A. Y., Delgado-Prieto, M., & Antonino-Daviu, J. A. (2023). Power Disturbance Monitoring through Techniques for Novelty Detection on Wind Power and Photovoltaic Generation. *Sensors*, 23(6). <https://doi.org/10.3390/s23062908>
- Guerrero-Robles, C. I., Lozano-Trenado, L. M., Uscanga-Carmona, M. C., Ramírez-Vilchis, A. N., Silva-Escobedo, J. G., Sánchez-Monroy, V., & González-Díaz, C. A. (2015). Evaluación de termografía tisular diferenciada en mama como potencial técnica para asistir la detección de cáncer. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomedica*, 36(1), 81–91.
- Guillermo, L., & Ibarra, I. (n.d.). *Síndrome De Dolor Patelofemoral*. [www.inr.gob.mx](http://www.inr.gob.mx)

- Hildebrandt, C., Raschner, C., & Ammer, K. (2010). An overview of recent application of medical infrared thermography in sports medicine in Austria. *Sensors*, *10*(5), 4700–4715. <https://doi.org/10.3390/s100504700>
- Ieracitano, C., Mammone, N., Bramanti, A., Hussain, A., & Morabito, F. C. (2019). A Convolutional Neural Network approach for classification of dementia stages based on 2D-spectral representation of EEG recordings. *Neurocomputing*, *323*, 96–107. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.09.071>
- Janssen, J., Selfe, J., Gichuru, P., Richards, J., Yosmaoğlu, H. B., Sönmezer, E., Erande, R., Resteghini, P., & Dey, P. (2020). Hot and cold knees: exploring differences in patella skin temperature in patients with patellofemoral pain. *Physiotherapy (United Kingdom)*, *108*, 55–62. <https://doi.org/10.1016/j.physio.2020.04.007>
- Joshi, A., Singh, N., Pradhan, I., Basukala, B., & Banskota, A. K. (2019). A Definition of Significant Instability and a Scoring System for Predicting Meniscal Tears in ACL-Deficient Knees. *Orthopaedic Journal of Sports Medicine*, *7*(8). <https://doi.org/10.1177/2325967119866732>
- Kenny, G. P., & Flouris, A. D. (2014). The human thermoregulatory system and its response to thermal stress. In *Protective Clothing: Managing Thermal Stress* (pp. 319–365). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1533/9781782420408.3.319>
- Korukçu, M. Ö., & Kiliç, M. (2012). Tracking Hand And Facial Skin Temperatures In An Automobile By Using Ir-Thermography During Heating Period. In *Gazi University Journal of Science GU J Sci* (Vol. 25, Issue 1).
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. <http://code.google.com/p/cuda-convnet/>
- Larsen, S. F. (2012). *Termografía infrarroja en la edificación: aplicaciones cualitativas*. *16*, 25–32.
- Levy, B. J., Cossell, C., Grimm, N. L., Jimenez, A. E., & Bisson, L. J. (2023). Chondromalacia patellae: Cartilaginous lesions of the patella in the setting of

- anterior knee pain. In *Journal of Cartilage and Joint Preservation*. Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.jcjp.2022.100096>
- Lin, Z., Huang, W., Gao, Z., Yang, L., Li, Y., Lu, Y., Dai, M., Fu, F., Sang, L., & Zhao, Z. (2022). The influence of reference electrode in electrical impedance tomography. *Heliyon*, 8(12). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e12454>
- Luijten, B., Chennakeshava, N., Eldar, Y. C., Misch, M., & van Sloun, R. J. G. (2023). Ultrasound Signal Processing: From Models to Deep Learning. In *Ultrasound in Medicine and Biology* (Vol. 49, Issue 3, pp. 677–698). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2022.11.003>
- Menezes, P., Rhea, M. R., Herdy, C., & Simão, R. (2018a). Effects of strength training program and infrared thermography in soccer athletes injuries. *Sports*, 6(4). <https://doi.org/10.3390/sports6040148>
- Menezes, P., Rhea, M. R., Herdy, C., & Simão, R. (2018b). Effects of strength training program and infrared thermography in soccer athletes injuries. *Sports*, 6(4). <https://doi.org/10.3390/sports6040148>
- Moreira, D. G., Costello, J. T., Brito, C. J., Adamczyk, J. G., Ammer, K., Bach, A. J. E., Costa, C. M. A., Eglin, C., Fernandes, A. A., Fernández-Cuevas, I., Ferreira, J. J. A., Formenti, D., Fournet, D., Havenith, G., Howell, K., Jung, A., Kenny, G. P., Kolosovas-Machuca, E. S., Maley, M. J., ... Sillero-Quintana, M. (2017). Thermographic imaging in sports and exercise medicine: A Delphi study and consensus statement on the measurement of human skin temperature. *Journal of Thermal Biology*, 69(5189), 155–162. <https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2017.07.006>
- Ng, E. Y. K., & Kee, E. C. (2008). Advanced integrated technique in breast cancer thermography. *Journal of Medical Engineering and Technology*, 32(2), 103–114. <https://doi.org/10.1080/03091900600562040>



- Novotny, J., Rybarova, S., Zacha, D., Bernacikova, M., & Ramadan, W. A. (2015). The influence of breaststroke swimming on the muscle activity of young men in thermographic imaging. *Acta of Bioengineering and Biomechanics*, *17*(2), 121–129. <https://doi.org/10.5277/ABB-00105-2014-03>
- Papadopoulos, K., Noyes, J., Jones, J. G., Thom, J. M., & Stasinopoulos, D. (2014). Clinical tests for differentiating between patients with and without patellofemoral pain syndrome. *Hong Kong Physiotherapy Journal*, *32*(1), 35–43. <https://doi.org/10.1016/j.hkpj.2013.11.002>
- Post, W. R., & Dye, S. F. (2017). Patellofemoral Pain: An Enigma Explained by Homeostasis and Common Sense. In *The American Journal of Orthopedics*. [www.amjorthopedics.com](http://www.amjorthopedics.com)
- Priego-Quesada, J. I., Oficial-Casado, F., Gandia-Soriano, A., & Carpes, F. P. (2019). A preliminary investigation about the observation of regional skin temperatures following cumulative training loads in triathletes during training camp. *Journal of Thermal Biology*, *84*, 431–438. <https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2019.07.035>
- Rivera, N. V., Parmelee, P. A., & Smith, D. M. (2020). The impact of social interactions and pain on daily positive and negative affect in adults with osteoarthritis of the knee. *Aging and Mental Health*, *24*(1), 8–14. <https://doi.org/10.1080/13607863.2018.1506744>
- Roblot, V., Giret, Y., Bou Antoun, M., Morillot, C., Chassin, X., Cotten, A., Zerbib, J., & Fournier, L. (2019). Artificial intelligence to diagnose meniscus tears on MRI. *Diagnostic and Interventional Imaging*, *100*(4), 243–249. <https://doi.org/10.1016/j.diii.2019.02.007>
- Rodríguez-Merchán, E. C. (2013). Traumatic injuries of the knee. In *Traumatic Injuries of the Knee*. <https://doi.org/10.1007/978-88-470-5298-7>
- Romanò, C. L., Romanò, D., Dell’Oro, F., Logoluso, N., & Drago, L. (2011). Healing of surgical site after total hip and knee replacements show similar

telethermographic patterns. *Journal of Orthopaedics and Traumatology*, 12(2), 81–86. <https://doi.org/10.1007/s10195-011-0135-1>

Sáenz, I. F. (2015). *Diseño e Implementación de un Sistema de Monitoreo de Temperatura Corporal y Ambiental Aplicando Procesamiento de Imágenes Térmicas Utilizando Software Libre OpenCV*. ESPE.

Saladin, K. S., Gan, C. A., & Cushman, H. N. (n.d.). *Anatomy & physiology : the unity of form and function*.

Salazar-López, E., Domínguez, E., Juárez Ramos, V., de la Fuente, J., Meins, A., Iborra, O., Gálvez, G., Rodríguez-Artacho, M. A., & Gómez-Milán, E. (2015). The mental and subjective skin: Emotion, empathy, feelings and thermography. *Consciousness and Cognition*, 34, 149–162. <https://doi.org/10.1016/j.concog.2015.04.003>

Scherer, D., Müller, A., & Behnke, S. (2010). *Evaluation of Pooling Operations in Convolutional Architectures for Object Recognition*. <http://www.ais.uni-bonn.de>

Seyyed Hossein, H., Sara, A., Hasan, D., & navid, K. (2023). The effect of three types of exercises programs on the patella location in athletes with patellofemoral pain. *Knee*, 41, 97–105. <https://doi.org/10.1016/j.knee.2022.12.014>

Singh, D., & Singh, A. K. (2020a). Role of image thermography in early breast cancer detection- Past, present and future. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 183). Elsevier Ireland Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105074>

Singh, D., & Singh, A. K. (2020b). Role of image thermography in early breast cancer detection- Past, present and future. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 183. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105074>

Smeets, A., Malfait, B., Dingenen, B., Robinson, M. A., Vanrenterghem, J., Peers, K., Nijs, S., Vereecken, S., Staes, F., & Verschueren, S. (2019). Is knee neuromuscular activity related to anterior cruciate ligament injury risk? A pilot study. *Knee*, 26(1), 40–51. <https://doi.org/10.1016/j.knee.2018.10.006>

- Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review. In *Cognitive Robotics* (Vol. 3, pp. 54–70). KeAi Communications Co. <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001>
- Sorfova, M., Riha, M., Cleather, D. J., & Kubovy, P. (2023). Patellofemoral pain syndrome assessed by Lysholm score, radiological and biorheometric measurements. *Knee*, *44*, 100–109. <https://doi.org/10.1016/j.knee.2023.06.016>
- Trotter, J., Pantel, A. R., Teo, B. K. K., Escorcía, F. E., Li, T., Pryma, D. A., & Taunk, N. K. (2023). Positron Emission Tomography (PET)/Computed Tomography (CT) Imaging in Radiation Therapy Treatment Planning: A Review of PET Imaging Tracers and Methods to Incorporate PET/CT. In *Advances in Radiation Oncology* (Vol. 8, Issue 5). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.adro.2023.101212>
- Valtierra-Rodríguez, M., Rivera-Guillen, J. R., Basurto-Hurtado, J. A., Jesus De-Santiago-Perez, J., Granados-Lieberman, D., & Amezcua-Sanchez, J. P. (2020). Convolutional neural network and motor current signature analysis during the transient state for detection of broken rotor bars in induction motors. *Sensors (Switzerland)*, *20*(13), 1–20. <https://doi.org/10.3390/s20133721>
- Vergara Hernández, J., Díaz Peral, M. R., Cabezas, A. O., Leira, J. A. B., Cataño, J. M. H., Herrera, A. P., Muelas Velasco, R., & Molina Rodríguez, L. (2004). tema central Patología de la rodilla. In *SEMERGEN* (Vol. 30, Issue 5).
- Wang, S. (2022). Biomechanical Analysis of the Human Knee Joint. *Journal of Healthcare Engineering*, *2022*. <https://doi.org/10.1155/2022/9365362>
- Windisch, C., Brodt, S., Roehner, E., & Matziolis, G. (2016). Regional differences in temperature course after knee arthroplasty. *Knee Surgery, Sports Traumatology, Arthroscopy*, *24*(8), 2686–2691. <https://doi.org/10.1007/s00167-015-3809-z>
- Wu, C. C. (2023). Patellar malalignment: A common disorder associated with knee pain. In *Biomedical Journal* (Vol. 46, Issue 5). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.bj.2023.100658>

- Yang, H., Park, H., Lim, C., Park, S., & Lee, K. (2014). Infrared Thermal Imaging in Patients with Medial Collateral Ligament Injury of the Knee - A Retrospective Study. *Journal of Pharmacopuncture*, 17(4), 50–54. <https://doi.org/10.3831/kpi.2014.17.036>
- Zhang, J., Wu, J., Zhou, X. S., Shi, F., & Shen, D. (2023). Recent advancements in artificial intelligence for breast cancer: Image augmentation, segmentation, diagnosis, and prognosis approaches. *Seminars in Cancer Biology*. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2023.09.001>

## 7. Anexos

### A. Carta de confidencialidad de datos



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**CARTA DE CONFIDENCIALIDAD DE DATOS**



San Juan del Río, Querétaro, a \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ del año 20\_\_

#### **A QUIEN CORRESPONDA**

PRESENTE.

Yo, \_\_\_\_\_ me comprometo a aceptar íntegramente el presente acuerdo de confidencialidad de datos. La información recabada será obtenida bajo el proyecto de investigación que tiene por objetivo el monitoreo de temperatura superficial en la rodilla antes y después de una sesión de Fisioterapia.

Los acuerdos de confidencialidad a los que me comprometo son:

- Resguardar la información obtenida en el presente proyecto de investigación.
- No divulgar ninguna información confidencial.
- La información obtenida solo será para fines académicos y de investigación.

Así mismo, acepto los compromisos, exigencias y penalidades que implica la presente carta de confidencialidad de datos.

\_\_\_\_\_  
Firma del responsable

Preguntas o dudas sobre este proyecto, pueden ser dirigidas a: M.C. Omar Trejo Chávez ([omartrech@hotmail.com](mailto:omartrech@hotmail.com)).

Facultad de ingeniería, UAQ.

## B. Carta de consentimiento informado



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**CARTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO**



San Juan del Río, Querétaro, a \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ del año 20\_\_

Antes de expresar y en su caso aceptar participar, por favor lea este consentimiento cuidadosamente. Haga todas las preguntas y dudas que se produzcan, para asegurarse que entienda los objetivos, procedimientos y resultados del estudio, incluyendo los posibles riesgos y los beneficios.

**Propósito Principal del estudio:** Monitorear y caracterizar la temperatura superficial en la rodilla antes y después de una sesión de Fisioterapia.

**Participantes:** La participación es completamente voluntaria. Puede permanecer o abandonar la intervención en cualquier momento. Los datos e información que proporcione y que se obtendrán de las mediciones es parte de su propiedad y a través de la firma del consentimiento informado autoriza a utilizarlos para lograr un beneficio para esta investigación.

**Tiempo requerido:** Aproximadamente 60 minutos en dos sesiones por persona para completar todas las evaluaciones, durante la jornada programada para el día \_\_\_\_ del mes \_\_\_\_ en un horario de las \_\_\_\_ hasta las \_\_\_\_.

**Beneficios:** Esta investigación no busca obtener beneficio económico alguno, ni para el investigador, ni para los colaboradores del estudio. Si decide participar, tendrá derecho a solicitar toda la información sobre sus mediciones personales recolectada al respecto, los resultados obtenidos y los análisis que se deriven de la información registrada durante todo el proceso.

**Derecho a retirarse del estudio de investigación:** Puede retirarse del estudio en cualquier momento. Sin embargo, los datos obtenidos hasta ese momento seguirán formando parte del estudio a menos que solicite expresamente que su identificación y su información sea borrada de la base de datos.

**Procedimiento:** Las mediciones se llevarán a cabo bajo la supervisión directa y acompañamiento de un profesional en ciencias de la Salud (Licenciado/a en Fisioterapia), en los horarios que se le asignaron de acuerdo con la agenda de actividades del día \_\_\_\_ y año \_\_\_\_\_. Todos los procedimientos, equipos y materiales utilizados para la evaluación son de tipo no invasiva lo que significa que en ningún caso tendrá que ingerir, recibir o sentir ningún dolor. Las evaluaciones tendrán la modalidad de intervenciones breves que significa que cada intervención o procedimiento en el que participará si está de acuerdo no tendrá una duración mayor de 60 minutos en total por persona. Para las evaluaciones se utilizarán termómetros infrarrojos portátiles y equipos profesionales de termografía que

medirá los cambios de temperatura superficial en la rodilla, cada medición se realizará después de 15 minutos de haber ingresado a las instalaciones designadas para el estudio.

Este consentimiento informado cumple con los lineamientos establecidos en el Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigación para la Salud, la Declaración de Helsinki y las Buenas Prácticas Clínicas emitidas por la Comisión Nacional de Bioética.

**Investigadores principales durante la aplicación del protocolo:**

M.C. Omar Trejo Chávez. Facultad de Ingeniería UAQ

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán. Facultad de ingeniería UAQ

Dr. Luis Alberto Morales Hernández. Facultad de ingeniería UAQ

Yo, \_\_\_\_\_ he leído el procedimiento descrito en el presente documento. El equipo de investigadores responsables me ha explicado el estudio y han contestado mis preguntas. Voluntariamente doy mi consentimiento para participar en el estudio termografico.

\_\_\_\_\_  
Firma del participante

Preguntas o dudas sobre los derechos como participante en este proyecto, pueden ser dirigidas a: M.C. Omar Trejo Chávez ([omartrech@hotmail.com](mailto:omartrech@hotmail.com)).

### *C. Requerimientos para adquisición de imágenes termograficas*



#### **Requerimientos para toma de imágenes termograficas**

**En cuanto al espacio de trabajo y parámetros generales de acuerdo a la bibliografía reciente.**

- Se recomienda como mínimo un lugar con dimensiones de  $2 \times 3$ m.
- No es recomendable un espacio de trabajo con demasiada altura (+2.5m) por la dificultad que representa mantener una temperatura deseada.
- Que no haya fluidez de aire o ductos que puedan alterar la temperatura.
- La mayoría de bibliografía recomienda rangos de temperatura entre 18-25 °C
- Se recomienda el uso de aire acondicionado para alcanzar la temperatura sugerida en los puntos anteriores.
- El periodo de climatización para los participantes es de al menos 15 minutos antes de la toma de imágenes.
- Humedad relativa entre el 40% y 70% respectivamente.

#### **En cuanto a los factores individuales de los pacientes.**

- No tener alguna enfermedad que pueda alterar la temperatura del cuerpo (Fiebre).
- Evitar el uso de crema, loción, cosméticos, desodorantes o cualquier otro tipo de sustancia en la zona que será evaluada.
- No haber consumido alguna bebida energética al menos 2 horas antes de la prueba.
- No haber consumido tabaco en las últimas 24 horas antes de la prueba.
- No haber consumido bebidas alcohólicas por al menos 24 horas.
- Vestir ropa cómoda y deportiva (short) que evite aumento o decremento de temperatura en el área a evaluar, evitar el uso de pantalones o ropa de algodón.

#### **Aspectos a considerar por paciente**

- Nombre, género, edad, estatura, peso.
- Deporte que practican (si es el caso) o actividad que realicen.
- Informar la presencia de prótesis o cirugías en la región a evaluar.
- Informar si se tiene un diagnóstico previo por algún método convencional (radiografía, ultrasonido, resonancia magnética, inspección médica, etc.)
- Historial de lesión, fecha de aparición de la misma.
- Informar si existe la presencia de dolor en la zona a evaluar el día de la prueba (por mínimo que este sea).
- En caso de estar bajo tratamiento médico, indicar la sustancia o medicina que estén consumiendo.





## Requerimientos para toma de imágenes termograficas

### ACTIVIDADES POR ORDEN Y TIEMPO DE ESPERA

1. Periodo de climatización, consiste en permanecer en el lugar destinado para las pruebas por un periodo de 15 minutos, con ropa cómoda y con la región a evaluar descubierta, se recomienda el uso de pantalones cortos y holgados (no muy ajustados).
2. Toma de imagen termografica inicial (1 min)
3. Aplicación de termoterapia o crioterapia, los tiempos pueden variar según el tipo de terapia a recibir 10 minutos para crioterapia y 15 minutos para termoterapia.
4. Después de la terapia se tomaran imágenes termograficas por un periodo de 15 minutos, en intervalos de 3 minutos, es decir, 6 imágenes en total.
5. Finaliza la sesión.

En total se debe disponer al menos 50 minutos por participante.

*D. Artículo publicado en la revista Electronics (EISSN 2079-9292) FI 2.9*

Trejo-Chavez O, Amezcua-Sanchez JP, Huerta-Rosales JR, Morales-Hernandez LA, Cruz-Albarran IA, Valtierra-Rodriguez M. Automatic Knee Injury Identification through Thermal Image Processing and Convolutional Neural Networks. *Electronics*. 2022; 11(23):3987.

<https://doi.org/10.3390/electronics11233987>

Open Access Article

## Automatic Knee Injury Identification through Thermal Image Processing and Convolutional Neural Networks

by Omar Trejo-Chavez <sup>1</sup> , Juan P. Amezcua-Sanchez <sup>2</sup> , Jose R. Huerta-Rosales <sup>2</sup> , Luis A. Morales-Hernandez <sup>1</sup> , Irving A. Cruz-Albarran <sup>1,\*</sup>  and Martin Valtierra-Rodriguez <sup>2,\*</sup>  

<sup>1</sup> Mecatrónica, Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), Campus San Juan del Río, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, San Juan del Río 76807, Querétaro, Mexico

<sup>2</sup> ENAP-Research Group, CA-Sistemas Dinámicos y Control, Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), Campus San Juan del Río, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, San Juan del Río 76807, Querétaro, Mexico

\* Authors to whom correspondence should be addressed.

*Electronics* **2022**, *11*(23), 3987; <https://doi.org/10.3390/electronics11233987>

**Submission received: 31 October 2022 / Revised: 26 November 2022 / Accepted: 29 November 2022 /**

**Published: 1 December 2022**

(This article belongs to the Special Issue Convolutional Neural Networks and Vision Applications, Volume II)

*E. Artículo publicado en revista Journal of thermal biology (ISSN: 1879-0992) FI 2.7*

Trejo-Chavez, O., Priego-Quesada, J. I., Gonzalez-Hernandez, M. P. Morales-Hernandez, L. A., & Cruz-Albarran, I. A. (2023). Knee skin temperature response of patients with bilateral patellofemoral syndrome before and after heat and cold stress. *Journal of Thermal Biology*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2023.103601>





Journal of Thermal Biology

Volume 115, July 2023, 103601



# Knee skin temperature response of patients with bilateral patellofemoral syndrome before and after heat and cold stress

[Omar Trejo-Chavez<sup>a</sup>](#), [Jose I. Priego-Quesada<sup>b</sup>](#), [Mayra P. Gonzalez-Hernandez<sup>c</sup>](#),  
[Luis A. Morales-Hernandez<sup>a</sup>](#), [Irving A. Cruz-Albarran<sup>a</sup>](#)  

[Show more](#) 

[+](#) [Add to Mendeley](#) [🔗](#) [Share](#) [🗣️](#) [Cite](#)

<https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2023.103601> 

[Get rights and content](#) 

Trejo-Chavez O, Cruz-Albarran IA, Resendiz-Ochoa E, Salinas-Aguilar A, Morales-Hernandez LA, Basurto-Hurtado JA, Perez-Ramirez CA. A CNN-Based Methodology for Identifying Mechanical Faults in Induction Motors Using Thermography. *Machines*. 2023; 11(7):752. <https://doi.org/10.3390/machines11070752>

Open Access Article

## A CNN-Based Methodology for Identifying Mechanical Faults in Induction Motors Using Thermography

by Omar Trejo-Chavez <sup>1</sup> , Irving A. Cruz-Albarran <sup>2</sup>  , Emmanuel Resendiz-Ochoa <sup>2</sup> , Alejandro Salinas-Aguilar <sup>3</sup> , Luis A. Morales-Hernandez <sup>1</sup>  , Jesus A. Basurto-Hurtado <sup>3,4</sup>  and Carlos A. Perez-Ramirez <sup>3,4,\*</sup>  

<sup>1</sup> C. A. Mecatrónica, Faculty of Engineering, Autonomous University of Queretaro, Campus San Juan del Río, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, San Juan del Río 76807, Mexico

<sup>2</sup> G. C. Sistemas de Inteligencia Artificial Aplicados a Modelos Biomédicos y Mecánicos, Faculty of Engineering, Autonomous University of Queretaro, Campus San Juan del Río, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, San Juan del Río 76807, Mexico

<sup>3</sup> Tequexquite: Centro de Investigación y Desarrollo Tecnológico para la Accesibilidad e Innovación Social, Faculty of Engineering, Autonomous University of Queretaro, Campus Tequisquiapan, Carretera San Juan del Río-Xilitla, Km 19+500, Tequisquiapan 76750, Mexico

<sup>4</sup> G. C. Sistemas de Inteligencia Artificial Aplicados a Modelos Biomédicos y Mecánicos, Faculty of Engineering, Autonomous University of Queretaro, Campus Aeropuerto, Carretera a Chichimequillas S/N, Ejido Bolaños, Santiago de Querétaro 76140, Mexico

\* Author to whom correspondence should be addressed.

*Machines* 2023, 11(7), 752; <https://doi.org/10.3390/machines11070752>

Submission received: 12 June 2023 / Revised: 4 July 2023 / Accepted: 14 July 2023 / Published: 18 July 2023

(This article belongs to the Special Issue **Monitoring and Fault Identification Based on Artificial Intelligence Methods**)

G. Artículo de divulgación/difusión en revista *Transdigital* (ISSN: 2683-328X)

Mejía Moreno, S., Trejo Chávez, O., & Cruz-Albarrán, I. A. (2023). Respuesta térmica de los bíceps y cuádriceps en pruebas de velocidad y fondo en natación. *Transdigital*, 4(8), 1–13. <https://doi.org/10.56162/transdigital274>

Inicio / Archivos / Vol. 4 Núm. 8 (2023): Julio-diciembre / Artículo científico

## Respuesta térmica de los bíceps y cuádriceps en pruebas de velocidad y fondo en natación

**Sebastián Mejía Moreno**

\* [smejia14@alumnos.uaq.mx](mailto:smejia14@alumnos.uaq.mx)

Universidad Autónoma de Querétaro, México

<https://orcid.org/0009-0000-6996-5060>

**Omar Trejo Chávez**

Universidad Autónoma de Querétaro, México.

<https://orcid.org/0000-0001-8279-5246>

**Irving Armando Cruz-Albarrán**

Universidad Autónoma de Querétaro, México

<https://orcid.org/0000-0002-5962-6599>

DOI: <https://doi.org/10.56162/transdigital274>



PDF

XML

H. Participación (POSTER) en congreso Internacional “International Congress On Application Of Infrared Thermography In Sport Science”, organizado por la Universidad de Valencia, España.

**I INTERNATIONAL CONGRESS ON  
APPLICATION OF INFRARED THERMOGRAPHY  
IN SPORT SCIENCE**

**V CONGRESS** OF THE RESEARCH GROUP  
IN SPORTS BIOMECHANICS | **GIBD** |

**ONLINE** 19-20 NOVEMBER 2020



CERTIFICATE OF PARTICIPATION

This is to certify that

Omar, Trejo-Chavez, Irving A., Cruz-Albarran, Luis A.,  
Morales-Hernandez

Presented the Poster Communication titled  
Low-Cost Infrared Thermography to Evaluate Rectus  
Abdominis Muscle Activation After Exercise

to the I International Congress on Application of Infrared  
Thermography in Sport Science - V Congress of the  
Research Group in Sports Biomechanics, from  
November 19th to 20th, 2020.

November 20th, 2020

Jose Ignacio Priego Quesada  
President of the organization of the congress

Organize



Funding by



**GENERALITAT  
VALENCIANA**  
Conselleria d'Innovació,  
Universitat, Ciència  
i Recerca Digital