

Sistema de visión artificial basado en IoMT
y termografía para análisis térmicos faciales
y de manos en aplicaciones de salud.

2026

Carlos Eugenio Garduño Ramón



Universidad Autónoma de
Querétaro

Facultad de Ingeniería

Sistema de visión artificial basado en IoMT y termografía para análisis térmicos faciales y de manos en aplicaciones de salud.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado
de

Maestro en
Ciencias Mecatrónica

Presenta

Ing. Carlos Eugenio Garduño Ramón

Dirigido por:

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán

Co-director:

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

San Juan del Río, Qro. a _____

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
Maestría en Ciencias (Mecatrónica)

**Sistema de visión artificial basado en IoMT y
termografía para análisis térmicos faciales y de manos
en aplicaciones de salud.**

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro en Ciencias Mecatrónica

Presenta

Carlos Eugenio Garduño Ramón

Dirigido por

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán

Co-director

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán
Presidente

Dr. Luis Alberto Morales Hernández
Secretario

Dr. Juan Primo Benítez Rangel
Vocal

Dr. Emmanuel Reséndiz Ochoa
Sinodal

Dr. Martín Valtierra Rodríguez
Sinodal

Campus San Juan del Río, Querétaro. México
Fecha de aprobación por el Consejo Universitario (enero 2026)

Dedicatoria

A mi mamá, Cristina Ramón Trejo, y a mi papá, Eugenio Garduño Rocha.

A mi hermano Marco Antonio. A mi pareja Leslie Mariela. También a Chiwis, Sport y Tigger.

A todas las personas que estuvieron a mi lado a lo largo de este proceso, brindándome su apoyo y dándome el impulso necesario para comenzar, avanzar y concluir esta etapa.

A quienes han representado un pilar fundamental en mi vida.

Agradecimientos

Agradezco profundamente a mis padres por la formación académica y personal que me han dado, pues constituye la base de quien soy.

A mi hermano, por su constante apoyo y por ser una inspiración para esforzarme y mejorar cada día.

A mi pareja, Leslie, por todo su apoyo, por su paciencia infinita y por caminar conmigo en cada paso de estos años.

Extiendo mi gratitud a mis docentes, quienes compartieron conmigo los conocimientos fundamentales que hicieron posible el desarrollo de este proyecto.

Al Dr. Irving Armando Cruz Albarrán, por acompañarme en este proceso, por sus consejos y por mantener su confianza en mí desde la licenciatura, permitiéndome integrarme a su grupo de trabajo.

Al Dr. Luis Alberto Morales Hernández, por su apoyo tanto en la licenciatura como en la maestría, y por brindarme la oportunidad de formar parte de su equipo.

A mis sinodales, el Dr. Primo, el Dr. Emmanuel y el Dr. Martín, por su tiempo y sus valiosos comentarios durante la revisión de este trabajo.

A mis amigos, quienes con el paso del tiempo hicieron que la experiencia de la maestría fuera más amena.

A la Universidad Autónoma de Querétaro, por abrirme sus puertas, así como a la Facultad de Ingeniería y a la Dirección de Investigación y Posgrado, por proporcionarme las herramientas necesarias para mi desarrollo académico y profesional.

Y al SECIHTI, por la beca de manutención (CVU: 1345043) otorgada durante mis estudios de posgrado.

Abreviaturas y siglas

AI: Inteligencia Artificial (del inglés, Artificial Intelligence).

CLAHE: Ecualización Adaptativa de Histograma Limitada por Contraste (del inglés, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization).

CNN: Red Neuronal Convolutacional (del inglés, Convolutional Neural Network).

DNN: Red Neuronal Profunda (del inglés, Deep Neural Network).

HTTP: Protocolo de Transferencia de Hipertexto (del inglés, Hypertext Transfer Protocol).

IoMT: Internet de las Cosas Médicas (del inglés, Internet of Medical Things).

IoT: Internet de las Cosas (del inglés, Internet of Things).

IRT: Termografía Infrarroja (del inglés, Infrared Thermography).

JSON:Notación de Bbjetto de JavaScript (del inglés, JavaScript Object Notation).

PAaaS: Plataforma como servicio (del inglés, Platform as a Service).

PRONAI: Proyecto Nacional de Investigación e Incidencia.

PDF: Formato de Documento Portátil (del inglés, Portable Document Format).

ROI: Región de Interés (del inglés, Region of Interest).

TI: Índice Térmico (del inglés, Heat Index).

YOLO: Detección de objetos YOLO (del inglés, You Only Look Once).

Resumen

El presente trabajo de investigación desarrolla un sistema de visión artificial basado en el Internet de las Cosas Médicas (IoMT), así como termografía infrarroja, orientado al procesamiento y análisis térmico del rostro, además de las manos, en aplicaciones de salud. El problema abordado radica en la falta de sistemas automatizados, estandarizados y accesibles que permitan procesar imágenes termográficas con precisión y bajo condiciones controladas. En este contexto, se propone un modelo capaz de detectar, segmentar regiones específicas del rostro y las manos, seleccionadas por su alta irrigación sanguínea, sensibilidad térmica, así como la respuesta fisiológica inmediata ante estímulos, características que las convierten en zonas ideales para estudios psicofisiológicos o médicos. La metodología implementada comprende tres etapas principales: procesamiento de imágenes termográficas, detección de puntos de referencia anatómicos mediante MediaPipe y segmentación automática de regiones de interés. A partir de los puntos detectados se diseñó un algoritmo que delimita las zonas faciales de frente, mejillas, nariz y mentón, mientras que las zonas de las manos son las falanges, palma y mano completa. Para garantizar la homogeneidad de los datos, se desarrolló un protocolo de adquisición de imágenes. El sistema se complementa con una plataforma web conectada a un servidor en la nube, que permite procesar imágenes de manera remota y generar automáticamente un informe en formato PDF con los valores promedio, máximo y mínimo de temperatura por zona segmentada. Como caso de aplicación, se empleó una base de datos obtenida antes y después de una sesión de yoga guiada, con el fin de evaluar la variación térmica asociada a la relajación. Los resultados experimentales mostraron una segmentación correcta del 96 % en manos y del 85 % en el rostro, demostrando la efectividad, además de una precisión del sistema propuesto. En conclusión, el sistema integra de manera efectiva técnicas de visión artificial, procesamiento de imágenes, termografía infrarroja e IoMT, aportando un protocolo de adquisición de imágenes reproducible y una herramienta versátil para el análisis térmico automatizado en el ámbito de la salud.

Palabras clave: visión artificial, IoMT, termografía infrarroja, segmentación, MediaPipe.

Abstract

The present research work develops a computer vision system based on the Internet of Medical Things (IoMT) and infrared thermography, aimed at the processing and thermal analysis of the face and hands for health-related applications. The addressed problem lies in the lack of automated, standardized, and accessible systems capable of accurately processing thermographic images under controlled conditions. In this context, a model is proposed that can detect and segment specific regions of the face and hands, selected for their high blood perfusion, thermal sensitivity, and immediate physiological response to stimuli—characteristics that make them ideal areas for psychophysiological or medical studies. The implemented methodology comprises three main stages: thermographic image processing, detection of anatomical landmarks using MediaPipe, and automatic segmentation of regions of interest. Based on the detected points, an algorithm was designed to delimit facial areas including the forehead, cheeks, nose, and chin, while the hand regions include the phalanges, palm, and entire hand. To ensure data homogeneity, an image acquisition protocol was developed. The system is complemented by a web platform connected to a cloud server, allowing remote image processing and the automatic generation of PDF reports containing the average, maximum, and minimum temperature values for each segmented region. As an application case, a database obtained before and after a guided yoga session was used to evaluate thermal variations associated with relaxation. Experimental results showed a correct segmentation rate of 96 % for hands and 85 % for the face, demonstrating the effectiveness and precision of the proposed system. In conclusion, the system effectively integrates computer vision techniques, image processing, infrared thermography, and IoMT, providing a reproducible image acquisition protocol and a versatile tool for automated thermal analysis in the health domain.

keywords: computer vision, IoMT, infrared thermography, segmentation, MediaPipe.

Índice

Índice de cuadros

Índice de figuras	1
1 Introducción	2
1.1 Antecedentes	3
1.2 Objetivos	5
1.2.1 Objetivo general	5
1.2.2 Objetivos particulares	5
1.3 Hipótesis	6
1.4 Planteamiento del Problema	6
1.5 Justificación	7
1.6 Ética del Estudio	7
2 Fundamentación Teórica	9
2.1 Termografía infrarroja	9
2.2 Procesamiento de imágenes	10
2.2.1 Imagen	12
2.2.2 Imagen RGB	13
2.2.3 Escala de grises	15
2.3 Espectro electromagnético	15
2.4 Matriz térmica	16
2.5 Visión artificial	17
2.6 Composición de manos y rostro	17
2.6.1 Manos	17
2.6.2 Rostro	18
2.7 Inteligencia artificial	19
2.7.1 Puntos de referencia faciales	20
2.7.2 MediaPipe	21
2.7.3 Red neuronal profunda: Single Shot Detector	22
2.8 IoMT	22
2.8.1 Protocolo de transmisión de datos seguros	22
2.9 Software-Hardware utilizado	24
2.9.1 FLIR E80 Pro	24
2.9.2 Lenguajes de programación	24
2.9.3 Entorno y plataforma de despliegue	25
3 Metodología	26
3.1 Protocolo de adquisición de imágenes	27
3.1.1 Condiciones del lugar	27
3.1.2 Condiciones previas del participante	27

3.1.3	Configuración del equipo termográfico	28
3.2	Procesamiento	29
3.2.1	Preprocesamiento de imágenes termográficas	30
3.2.2	Conversión de color y normalización	31
3.2.3	Filtrado y reducción de ruido	31
3.2.4	Realce de contraste (CLAHE)	32
3.2.5	Consideraciones sobre técnicas empleadas	33
3.3	Detección y segmentación	33
3.3.1	Detección de puntos faciales	34
3.3.2	Detección de puntos en las manos	35
3.3.3	Segmentación de regiones térmicas	35
3.3.4	Manejo de detecciones incompletas	38
3.3.5	Resultado final de detección y segmentación	38
3.4	Análisis térmico	39
3.4.1	Generación del informe	39
3.5	Servidor y página en la nube	40
3.5.1	Estructura general	40
3.5.2	Comunicación cliente-servidor	40
3.5.3	Entorno de despliegue	41
4	Resultados y discusión	42
4.1	Evaluación del sistema propuesto	42
4.2	Resultados de segmentación en manos	42
4.3	Resultados de segmentación en rostro	43
4.4	Casos de segmentación incorrecta	45
4.5	Interfaz de la página web	46
4.6	Funcionamiento del sistema en la nube	47
4.7	Validación de la segmentación	48
5	Conclusiones	50
5.1	Prospectivas	51
6	Referencias	52
7	Anexos	56
7.1	a) Producto obtenido	56
7.2	b) Carta de consentimiento informado	57
7.3	c) Carta de confidencialidad de datos	59

Índice de cuadros

1	Comparativa de plataformas de despliegue web utilizadas para decidir la implementación del servidor.	25
2	Condiciones ambientales durante la adquisición de imágenes termográficas. .	27
3	Condiciones previas del participante antes de la adquisición termográfica. . .	27
4	Configuración técnica de la cámara termográfica FLIR E80 Pro utilizada. . .	28
5	Comparación de los efectos de los Filtros Gaussiano (Lineal) y Mediana (No Lineal) en las imágenes térmicas.	32
6	Distribución de imágenes capturadas en el estudio.	42

Índice de figuras

1	Imagen termográfica (autoría propia).	10
2	Diagrama de las etapas de procesamiento de imágenes (autoría propia).	12
3	Del lado derecho se ve el sistema de coordenadas y en la izquierda el arreglo de la matriz de píxeles (autoría propia).	13
4	Se muestra la imagen original y las respectivas imágenes una vez separadas en los canales RGB (autoría propia).	14
5	Espacio de color RGB (autoría propia).	14
6	Espectro electromagnético, la parte visible se muestra ampliado. Gonzalez & Woods, (2018).	16
7	Zonas de la mano (autoría propia).	18
8	Regiones comunes del rostro, adaptada de Richmond et al., (2018).	19
9	Esquema de anotación de 68 puntos con las coordenadas (Kopaczka et al., 2019).	21
10	Cámara termográfica FLIR E80 Pro (FLIR System, 2014).	24
11	Metodología del proyecto (autoría propia).	26
12	Posición del participante y protocolo de captura (autoría propia).	29
13	Diagrama para el procesamiento y detección-segmentación (autoría propia).	30
14	Redimensión al formato estándar 320x240 píxeles (autoría propia).	31
15	Se muestra en la Figura a) la imagen una vez aplicado el filtro Gaussiano, mientras que en la Figura b) se muestra con el filtro de Mediana. (autoría propia).	32
16	Se aprecia la diferencia en la Figura a) que es la imagen original y en la Figura b) que es después de aplicar CLAHE, lo que ayudo a detectar los puntos de MediaPipe (autoría propia).	33
17	Ajuste de los puntos de la mano 5-9-13-17 (autoría propia).	36
18	Trazado de las líneas para separar las falanges de los dedos (autoría propia).	37
19	Mano segmentada (autoría propia).	37
20	Se puede apreciar en la Figura a) y b) ejemplos de una correcta segmentación de manos antes de actividad física (autoría propia).	43
21	En la Figura a) y b) se muestran ejemplos de correcta segmentación de manos después de actividad física (autoría propia).	43
22	Se muestra en la Figura a) que a pesar de no estar mirando de frente la persona, el modelo logra identificar y segmentar correctamente, en cambio en la Figura b) el resultado es correcto al haber seguido el protocolo (autoría propia).	44
23	En la Figura a) y b) se logra identificar y segmentar correctamente las zonas después de hacer la actividad física. (autoría propia).	44
24	Imágenes que muestran la incorrecta segmentación de las manos.	45
25	Imágenes que muestran la incorrecta segmentación del rostro.	46
26	Interfaz principal de la página web desarrollada (autoría propia).	47
27	Resultado mostrado tras el envío de una imagen para su segmentación y análisis térmico (autoría propia).	48

1. Introducción

En los últimos años, la integración de tecnologías como la visión artificial, la termografía infrarroja y el Internet de las Cosas Médicas (IoMT) ha permitido desarrollar herramientas innovadoras orientadas al monitoreo y análisis de parámetros fisiológicos. Estas tecnologías ya se consideran dentro del área de la salud, ya que nos ofrecen la posibilidad de obtener y procesar información térmica sin necesidad de contacto físico.

Cabe mencionar, pese al avance de estas tecnologías, todavía hay limitaciones importantes en la disponibilidad de sistemas que permitan procesar imágenes termográficas de forma automatizada y estandarizada. Muchos trabajos actuales siguen dependiendo de intervenciones manuales o de condiciones altamente controladas, lo que reduce su aplicabilidad en escenarios reales. A ello se suma la ausencia de protocolos unificados de captura y la falta de plataformas accesibles que integren, en un mismo flujo, la detección, segmentación y elaboración del informe térmico de manera completamente automática.

En este escenario, el trabajo de tesis plantea el diseño y la implementación de un sistema de visión artificial apoyado en tecnologías IoMT y en termografía infrarroja para analizar y procesar imágenes térmicas del rostro y de las manos. La elección de estas dos zonas se debe a que presentan una alta irrigación sanguínea, capilares muy superficiales y una respuesta térmica rápida frente a cambios fisiológicos o emocionales. Estas características las convierten en áreas especialmente adecuadas para estudiar variaciones de temperatura relacionadas con procesos psicofisiológicos o con condiciones de interés clínico, además de mencionar que hay muy pocos trabajos que engloben las secciones de las manos.

La importancia del proyecto se fundamenta en la necesidad de contar con herramientas que permitan realizar análisis térmicos a distancia de manera eficiente, uniforme y confiable. Visto desde el campo científico, el trabajo aporta al procesamiento de imágenes biomédicas mediante la aplicación de algoritmos de segmentación en zonas anatómicas específicas, lo que facilita una caracterización más detallada de los patrones térmicos del rostro y las manos. En el ámbito social, la propuesta responde a la creciente demanda de soluciones digitales que apoyen la atención en salud dentro de esquemas de telemedicina, monitoreo remoto e investigación psicofisiológica, ofreciendo alternativas accesibles y no invasivas. La metodología integra tres componentes principales: el preprocesamiento de imágenes termográficas, la detección automática de puntos de referencia con MediaPipe y la segmentación de las regiones de interés; todo ello acompañado de un protocolo de adquisición que garantiza condiciones controladas de captura y una plataforma web en la nube que automatiza el flujo completo, desde la carga de imágenes hasta la generación del reporte final.

La tesis se divide en cinco capítulos, el primero ofrece una visión general del proyecto e incluye el contexto, el problema, la justificación y los objetivos que guiaron el desarrollo del trabajo. En el segundo se revisan los conceptos teóricos y los antecedentes más relevantes, abarcando temas como visión artificial, termografía e IoMT, además de trabajos previos rela-

cionados con el análisis térmico del rostro y las manos. El Capítulo 3 describe la metodología seguida, donde se explica cómo se diseñó el sistema de visión artificial, el protocolo para la toma de imágenes, el proceso de segmentación y la forma en que se integró el procesamiento en la nube. En el cuarto capítulo se muestran los resultados junto con el análisis de desempeño y una discusión sobre su posible aplicación en el ámbito de la salud. Finalmente, el Capítulo 5 reúne las conclusiones y las líneas futuras de trabajo, resaltando las principales aportaciones y el potencial de evolución del sistema.

1.1. Antecedentes

Este capítulo se enfoca en los avances recientes en visión artificial, un área que ha transformado la manera de realizar tareas tanto en la industria como en entornos clínicos. Dentro de estas tecnologías, la termografía infrarroja se ha convertido en una herramienta accesible y no invasiva para registrar la radiación emitida por el cuerpo, tal como lo reportan Cardone et al. (2023). De manera similar, el uso de imágenes térmicas enfocadas en regiones anatómicas específicas (ROI, por sus siglas en inglés) ha crecido notablemente en los últimos años, particularmente en el rostro y las manos (Jaramillo-Quintanar et al., 2022). Esta información es bastante útil en disciplinas como dermatología, oncología y psicología; en este último caso, la psicofisiología hace uso de imágenes infrarrojas del rostro para estudiar cambios relacionados con distintos estados emocionales (Cardone et al., 2023).

Además, la inteligencia artificial ha logrado un papel central en este tipo de investigaciones, ya que facilita el manejo de grandes cantidades de datos y la detección de patrones complejos que anteriormente pasaban desapercibidos. De forma complementaria, la incorporación del Internet de las Cosas Médicas (IoMT) posibilita el desarrollo de sistemas conectados y eficientes, en los que dispositivos inteligentes capturan y envían información en tiempo real. Esto contribuye a obtener diagnósticos más oportunos, precisos y con un flujo de trabajo optimizado.

A nivel internacional, abundan los estudios sobre termografía, lo que se debe al interés en desarrollar sistemas sin contacto utilizando cámaras termográficas. Muniz et al. (2022) estudian el uso de la termografía para el análisis febril en el rostro, eligiendo regiones específicas para su análisis. Gómez-Arteaga et al. (2023) desarrollaron una herramienta para diagnosticar enfermedades reumáticas, calculando el índice termográfico (del inglés Heat Index, TI) en una serie de termogramas, evaluando el dolor e hinchazón de distintas partes del cuerpo, como el hombro, esternón, espalda, codo y rodilla, entre otras. Este método emplea técnicas de ROI y termografía, justo como se ve en el trabajo realizado por Stockholm et al. (2021), en donde evaluaron factores en la temperatura de la piel facial de pacientes con ictus agudo, centrándose principalmente en personas con y sin delirio. De las zonas analizadas, al final fue de interés la comisura palpebral medial, ya que se identificó una asociación entre la temperatura medible y la aparición de delirio.

Otra aplicación relevante es el uso de termografía en el diagnóstico de cáncer, especialmente en el cáncer de mama, como se menciona en el trabajo de Pokharel et al. (2024). Por su parte, Livada et al. (2023) destacan un aspecto crucial: la creencia popular de que una imagen termográfica representa mapas de temperatura, cuando en realidad representa la radiación

térmica convertida en imagen. Si hay una mala calibración, se mostrarán resultados incorrectos, por lo que este trabajo analizó técnicas relacionadas con el procesamiento de imágenes comúnmente utilizadas y el impacto que tienen los datos radiométricos en termografía.

La literatura también recoge diversos estudios que relacionan los indicadores fisiológicos con el uso de termografía. Un ejemplo de ello es el trabajo de Fernández et al. (2023), quienes observaron que las personas con niveles bajos de ansiedad social presentan una disminución notable de la temperatura en la zona nasal, sin que se evidenciara variaciones relevantes en otras áreas de interés como la frente o las mejillas. A raíz de problemáticas globales—incluyendo pandemias y situaciones económicas y sociales adversas— ha surgido un mayor interés por utilizar herramientas tecnológicas para atender distintos retos en salud. En este contexto, Baran (2021) mostró que es viable estimar niveles de estrés usando una cámara termográfica móvil de bajo costo, extrayendo rasgos asociados a señales psicofisiológicas.

De igual manera, el uso de tecnologías biométricas ha tomado un papel relevante en múltiples aplicaciones. Ali et al. (2023) desarrollaron un método eficiente de reconocimiento facial, demostrando que las imágenes térmicas pueden capturar una firma térmica distintiva para cada individuo. No obstante, gran parte de la literatura no profundiza en cómo la selección de características influye en la precisión del sistema ni en su demanda computacional, elementos especialmente críticos en escenarios con recursos limitados, como los del IoMT.

A nivel nacional, varios estudios coinciden en el uso de inteligencia artificial y procesamiento de imágenes termográficas para la identificación temprana de emociones y enfermedades. Briones (2023) utilizó inteligencia artificial para detectar emociones, aunque no realizó segmentación facial, logrando un rendimiento del 70-80 %. Hernández (2022) desarrolló un algoritmo de aprendizaje automático para reconocer emociones faciales, utilizando un modelo preentrenado para extraer 17 puntos de referencia faciales y calcular distancias geométricas, alcanzando una precisión del 84.52 %. Ávila (2023) desarrolló una metodología para la evaluación y calibración de equipos termográficos. Hernández (2017) implementó una metodología que clasifica casos de artritis reumatoide usando inteligencia artificial, obteniendo una precisión superior al 90 % con tres algoritmos.

Por último, en la Universidad Autónoma de Querétaro se han realizado trabajos diversos relacionados con el uso de termografía, inteligencia artificial y temas de salud. Jaramillo-Quintanar et al. (2022) investigaron la variación térmica en el rostro de la población mexicana. Trejo-Chávez et al. (2022) desarrollaron una metodología basada en termografía infrarroja y redes neuronales convolucionales (del inglés Convolutional Neural Network, CNN) para detectar de manera automática una rodilla sana y lesionada, obteniendo una precisión del 98.72 %. Asimismo, existen trabajos relacionados con IoT y sistemas no invasivos, como el desarrollado por Sánchez-Callejas (2023), quien creó un dispositivo que facilita el monitoreo de la temperatura de la piel en los dedos de la mano, compartiendo la información a una aplicación móvil mediante Bluetooth para su análisis. Por otra parte, Jaramillo-Quintanar et al. (2024) utilizaron aprendizaje automático para la detección de estrés, segmentando distintas partes de interés del rostro a través de imágenes térmicas para su análisis, logrando una precisión del 95.4 %.

A partir de los estudios previamente referidos, se puede observar que se han desarrollado metodologías que permiten la segmentación manual de regiones de interés. No obstante,

aún no se han implementado técnicas para la segmentación automática ni para el manejo de información en un entorno más accesible. Por ello, este trabajo de investigación propone hacer una integración novedosa de herramientas tecnológicas como la termografía, inteligencia artificial, IoMT y la segmentación de zonas de interés para la detección automática de temperatura en rostro y manos. El procesamiento se realizará en la nube, lo que abre nuevas oportunidades para su uso en el ámbito de la salud.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Desarrollar un sistema de visión artificial basado en el Internet de las Cosas Médicas (IoMT) que permita la captura, procesamiento y análisis de imágenes termográficas del rostro, además de las manos, integrando la segmentación automática de regiones de interés y la generación de reportes térmicos estructurados por zona. El sistema se implementará mediante algoritmos de procesamiento de imágenes basados en inteligencia artificial, con ejecución y gestión en la nube, garantizando condiciones estandarizadas, alta precisión en la segmentación de las zonas y accesibilidad para aplicaciones en el ámbito psicofisiológico y de la salud.

1.2.2. Objetivos particulares

- Definir el protocolo de adquisición de imágenes termográficas, estableciendo las condiciones adecuadas para garantizar la reproducibilidad y calidad térmica de las capturas faciales y de manos.
- Implementar la captura de imágenes termográficas conforme al protocolo establecido, generando una base de datos controlada que sirva como fundamento para el entrenamiento y validación del modelo.
- Diseñar e implementar un algoritmo de segmentación automática de regiones de interés mediante técnicas de visión artificial e inteligencia artificial, aplicado a zonas anatómicas seleccionadas por su alta irrigación sanguínea y sensibilidad térmica.
- Desarrollar e integrar el sistema de análisis térmico que calcule y reporte las temperaturas promedio, la mínima y máxima de cada región segmentada, favoreciendo la interpretación psicofisiológica de los resultados.
- Desarrollar e implementar una plataforma web en la nube, que permita al usuario cargar sus imágenes termográficas, procesarlas mediante el sistema de visión, y descargar un reporte con el análisis correspondiente.
- Configurar e implementar la infraestructura en la nube para garantizar la escalabilidad, seguridad y disponibilidad del sistema.

1.3. Hipótesis

La implementación de un sistema de visión artificial e IoMT para la adquisición de imágenes termográficas, junto con un protocolo de adquisición estandarizado, permitirá obtener una segmentación automática más detallada de las regiones faciales y de las manos, así como un análisis térmico completo y preciso. Dicho sistema, al facilitar la consulta y generación de reportes térmicos mediante servicios en la nube, ofrecerá un acceso ágil y centralizado a los resultados. Además, su diseño de libre acceso favorecerá el desarrollo de nuevas aplicaciones psicofisiológicas, impulsando la investigación en la comunidad científica y médica.

1.4. Planteamiento del Problema

En México, muchas personas con trastornos mentales no reciben tratamiento oportuno, tardando en promedio 14 años en acceder a atención. Esto se debe, en gran parte, a que solo el 2 % del presupuesto de salud se asigna a estas condiciones, lo que limita los recursos y el personal capacitado en los servicios de salud primaria (Molina, 2024). En el contexto del uso de cámaras termográficas en sistemas de visión artificial, se han identificado varias limitaciones en los enfoques actuales, particularmente en la segmentación de áreas del rostro y manos. La mayoría de los sistemas existentes se concentran en segmentar áreas limitadas del rostro como la frente y las mejillas, lo que disminuye la precisión en la medición de la temperatura en otras regiones del rostro, en el caso de las manos, son pocos los estudios que abordan esta región. Esta limitación repercute de manera directa en el trabajo de los especialistas, quienes pueden encontrar dificultades para obtener diagnósticos precisos en áreas como la psicofisiología, donde resulta indispensable contar con una medición detallada de la temperatura para interpretar adecuadamente las respuestas emocionales y los estados fisiológicos de los pacientes. Ante la ausencia de herramientas apropiadas, se refleja una reducción en la calidad de las evaluaciones, además de la restricción en la capacidad de los profesionales para atender de forma efectiva los problemas asociados a la salud mental y emocional. Como consecuencia, hay un aumento en el impacto de estas problemáticas al no contar con tecnologías accesibles que respalden su labor.

Desde el lado económico, el uso de termografía suele implicar un gasto considerable, ya que no solo requiere cámaras especializadas, sino también software de pago para procesar las imágenes. A ello se suma que, en muchos casos, es necesario contar con personal capacitado en visión por computadora, lo que aumenta aún más los costos para las instituciones de salud. Estas barreras financieras limitan el acceso a la tecnología, especialmente en lugares con recursos reducidos, y hacen más difícil que este tipo de herramientas pueda adoptarse de forma amplia.

En el ámbito tecnológico y científico, aún existen desafíos importantes, como la falta de protocolos claros y uniformes para capturar y procesar imágenes térmicas. Muchas de las técnicas actuales necesitan equipos costosos, tiempos largos de procesamiento o computadores con mucha capacidad. Además, algunos algoritmos, aunque precisos, requieren muchos recursos, lo que dificulta su uso en sistemas con hardware limitado y reduce la rapidez del análisis.

1.5. Justificación

Este proyecto busca superar las limitaciones de los sistemas actuales para segmentar imágenes termográficas de rostro y manos, haciendo uso de inteligencia artificial y procesamiento en la nube. La propuesta se enfoca en aumentar la precisión al segmentar diversas regiones faciales y de las manos, un aspecto que ha sido poco abordado en los estudios previos, principalmente la parte de las manos.

El objetivo de este trabajo es crear una herramienta accesible que permita un análisis térmico de rostro y manos. Aunque la finalidad no es la parte del diagnóstico, el sistema brinda información confiable que puede apoyar a los especialistas en el estudio de indicadores psicofisiológicos y la interpretación de respuestas fisiológicas.

El proyecto también busca disminuir los costos de implementación mediante un protocolo estandarizado para la adquisición de imágenes y el uso de procesamiento en la nube. Esto reduce la dependencia de software especializado y de personal capacitado, reduciendo gastos asociados a las soluciones tradicionales. De esta manera, se busca que la tecnología sea más accesible, promoviendo la equidad y facilitando el uso de herramientas innovadoras para el análisis térmico automatizado.

Los métodos tradicionales para segmentar y analizar imágenes térmicas tienden a necesitar muchos recursos computacionales y tiempos de procesamiento largos, lo que limita su uso en situaciones en donde se requieren resultados rápidos. En cambio, la metodología propuesta, basada en inteligencia artificial y procesamiento en la nube, busca reducir los tiempos de respuesta y aliviar la carga computacional.

Este trabajo se alinea con los objetivos de los Programas Nacionales Estratégicos del SECIHTI (PRONACES), especialmente con los Proyectos Nacionales de Investigación e Incidencia (PRONAI). Se encuentra dentro de los ejes de ciencia de datos y salud, áreas dedicadas a mejorar la salud de la población combinando la medicina con conocimientos de las ciencias sociales y biomédicas. Desde el enfoque de datos e inteligencia artificial, este proyecto explora cómo la visión artificial puede generar indicadores útiles para evaluar, monitorear y apoyar los procesos de atención en salud.

Desde la perspectiva de la Maestría en Ciencias en Mecatrónica y del área de visión artificial, este trabajo contribuye al desarrollo de sistemas inteligentes para el análisis de imágenes, abordando la captura, preprocesamiento y segmentación automática de rostro y manos, todo integrado en un entorno en la nube con IoMT para optimizar precisión y eficiencia.

1.6. Ética del Estudio

Se aseguró que todas las actividades del estudio respeten las normas vigentes para proteger la seguridad, el bienestar y la dignidad de los participantes, basándose en regulaciones

nacionales e internacionales y siguiendo los principios éticos que rigen la investigación científica.

El proyecto se desarrolla siguiendo la Declaración de Helsinki, que establece los principios éticos para investigaciones con seres humanos, y cumple con las recomendaciones para estudios biomédicos, así como con la Norma Oficial Mexicana PROY-NOM-012-SSA3-2012, que regula la investigación en salud en México.

También se integran los lineamientos del Informe Belmont, que destacan la importancia del respeto a las personas, la búsqueda del beneficio y la justicia. De igual forma, se atienden los principios del Código de Núremberg, que recalca la necesidad del consentimiento voluntario, la protección de los derechos de los participantes y la reducción de riesgos innecesarios. A lo largo de todo el proceso, la seguridad y el bienestar de quienes participen se mantendrán como prioridades, implementando medidas que aseguren su protección y procurando maximizar los beneficios sin ocasionar daño alguno. La convocatoria para participar será difundida dentro de la Facultad de Ingeniería. Las personas interesadas firmarán un formato de consentimiento informado (Anexo 7.2). Todas las pruebas se realizarán con apoyo de personal capacitado en el uso de los equipos tecnológicos involucrados, por lo que no se prevé ningún riesgo para los participantes.

Los datos generados durante el estudio permanecerán resguardados en la Universidad Autónoma de Querétaro, garantizando su confidencialidad mediante una carta específica para tal fin (Anexo 7.3). La información será utilizada únicamente para los objetivos establecidos en esta investigación y no se compartirá con terceros. Si se llega a buscar publicar o divulgar resultados en medios científicos, se tomarán las medidas para asegurar el anonimato de los participantes. Los datos se almacenarán en una computadora ubicada dentro de la universidad, protegida mediante contraseñas y accesible solo para personal autorizado, lo que asegura la integridad y seguridad de la información.

2. Fundamentación Teórica

Este proyecto integra los fundamentos teóricos necesarios para alcanzar sus objetivos, centrándose en la visión por computadora y la termografía apoyada en inteligencia artificial. Se busca procesar de manera automática las imágenes térmicas y segmentar las zonas de interés, para obtener estimaciones de temperatura precisas. La visión por computadora permite identificar y analizar características relevantes en estudios psicofisiológicos, mientras que los algoritmos de inteligencia artificial facilitan la segmentación y el reconocimiento de patrones complejos. Además, la incorporación del IoMT centraliza el procesamiento en la nube, de manera que el usuario solo necesita subir las imágenes y recibir los resultados listos para su interpretación, asegurando eficiencia, precisión y accesibilidad.

2.1. Termografía infrarroja

Los avances en tecnología han permitido desarrollar herramientas que facilitan la detección y el diagnóstico en salud, destacando la medición de la temperatura corporal como un parámetro clave (Kumar et al., 2021). Entre estas herramientas, la termografía infrarroja (IRT) se distingue por ser una técnica no invasiva que evalúa la temperatura de la piel mediante imágenes que muestran las variaciones térmicas de la radiación emitida (Guzaitis et al., 2021).

Una cámara termográfica permite registrar la radiación infrarroja emitida por un objeto o una persona sin necesidad de contacto físico, mostrando su mapa de distribución de temperatura. Sin embargo, capturar la imagen no es suficiente; interpretar correctamente los valores térmicos es fundamental, ya que incluso pequeñas variaciones de un par de grados pueden señalar alteraciones fisiológicas que requieran atención o reposo.

La exactitud en la medición de la temperatura es clave. Según De Madrid (2011), la relevancia de una desviación, ya sea de décimas o de varios grados, depende del contexto y del material analizado, pudiendo ser significativa o casi insignificante según la situación.

Para interpretar adecuadamente las imágenes termográficas, es necesario tener en cuenta tres principios fundamentales: la emisividad, la cual nos indica cuánta radiación puede emitir un material; la reflexión, que representa la radiación proveniente de otras fuentes que incide sobre el objeto; y la transmisión, que señala la porción de radiación que atraviesa un material. Todos estos factores influyen directamente en la exactitud de la medición.

De los tres principios previamente mencionados, la emisividad es el más importante, ya que indica cuánta radiación térmica emite un objeto. Cada material tiene un valor entre 0 y 1, que debe ajustarse correctamente en la cámara para obtener mediciones precisas. Un valor incorrecto genera errores en la temperatura registrada, mientras que la reflexión y la transmisión también afectan, pero en menor medida.

En la Figura 1 se aprecia una imagen termográfica en escala de grises.

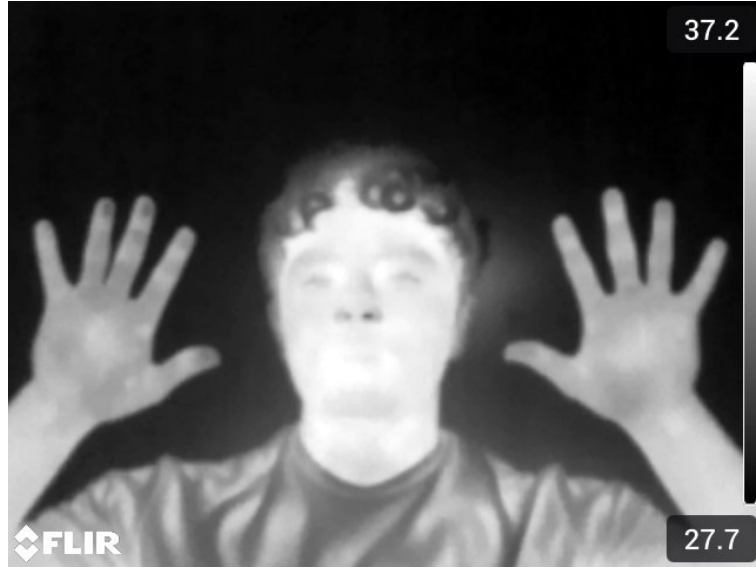


Figura 1: Imagen termográfica (autoría propia).

2.2. Procesamiento de imágenes

El procesamiento de imágenes es una parte clave de la visión por computadora, pues agrupa diversas técnicas para modificar, mejorar y analizar imágenes digitales. Estas herramientas simplifican tareas posteriores, como la segmentación, el reconocimiento y la clasificación automática. Entre los métodos más utilizados se encuentran el filtrado, las transformadas, las transformaciones geométricas y técnicas de optimización global, que resultan útiles para abordar problemas complejos relacionados con la estructura de la imagen (Szeliski, 2010).

En el procesamiento digital, el objetivo principal es mejorar la calidad de las imágenes para que los sistemas automáticos puedan interpretarlas mejor. Para ello, hacen uso de filtros que reducen el ruido, suavizan transiciones o resaltan detalles relevantes.

Los filtros lineales hacen uso de operaciones matemáticas mediante la convolución de la imagen con un kernel de valores predefinidos. Un ejemplo común es el filtro gaussiano, que suaviza la imagen y reduce el ruido de alta frecuencia al ponderar los píxeles vecinos según una distribución gaussiana, conservando variaciones suaves y atenuando cambios bruscos. La ecuación correspondiente se presenta en la Ec. 1.

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

Donde:

- $G(x, y)$ es el valor del núcleo gaussiano en la posición (x, y) ,
- σ es la desviación estándar, que controla el grado de suavizado,
- x y y son las coordenadas respecto al centro del filtro.

Por otro lado, los filtros no lineales alteran los valores de los píxeles a partir de criterios estadísticos o lógicos, en lugar de emplear combinaciones lineales. Entre ellos, el filtro de mediana es uno de los más utilizados, especialmente por su eficacia para suprimir ruido impulsivo (tipo sal y pimienta) sin deteriorar los bordes. Este método sustituye el valor de cada píxel por la mediana de los valores presentes en su vecindario, lo que permite una atenuación del ruido más robusta en imágenes térmicas o con patrones de textura irregulares. La ecuación que describe este procedimiento se presenta en la Ec. 2.

$$I_{\text{med}}(x, y) = \text{median}\{I(s, t) \mid (s, t) \in N(x, y)\} \quad (2)$$

Donde:

- $I_{\text{med}}(x, y)$ es el valor del píxel filtrado,
- $I(s, t)$ representa el valor de intensidad de los píxeles en la vecindad,
- $N(x, y)$ es el conjunto de píxeles vecinos, típicamente en una ventana de 3×3 ,
- $\text{median}\{\}$ es el operador de mediana.

Además de los métodos de filtrado, se aplican técnicas orientadas al realce del contraste, entre las cuales sobresale CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). Esta técnica efectúa una ecualización adaptativa del histograma dividiendo la imagen en pequeñas secciones y controlando la intensificación del contraste en zonas uniformes, con el fin de evitar que el ruido se acentúe. Debido a su naturaleza adaptativa, CLAHE permite resaltar detalles locales y mejorar la percepción visual, lo que resulta particularmente ventajoso en imágenes termográficas caracterizadas por bajo contraste y variaciones térmicas mínimas. La ecuación que formaliza este procedimiento se presenta en la Ec. 3.

$$I'(x, y) = CDF_{\text{local}}(I(x, y)) \times (L - 1) \quad (3)$$

Donde:

- $I(x, y)$ es la intensidad original del píxel,
- $I'(x, y)$ es la intensidad ecualizada resultante,
- CDF_{local} representa la función de distribución acumulativa calculada en una región local,
- L es el número total de niveles de gris posibles en la imagen.

En los sistemas actuales de visión por computadora, el procesamiento de imágenes integra algoritmos clásicos con métodos de inteligencia artificial. Para este proyecto se emplearon las bibliotecas OpenCV y MediaPipe, reconocidas por su uso en análisis visual y aprendizaje automático. OpenCV permite aplicar filtrados, detectar características y analizar la estructura de las imágenes, mientras que MediaPipe, apoyado en redes neuronales convolucionales

(CNN), identifica puntos clave (landmarks) en el rostro y las manos. Juntas, estas herramientas convierten imágenes crudas en información estructurada, facilitando la segmentación y la automatización de la toma de decisiones.

En la Figura 2, se presenta de manera general un esquema de las etapas que componen el procesamiento de imágenes.

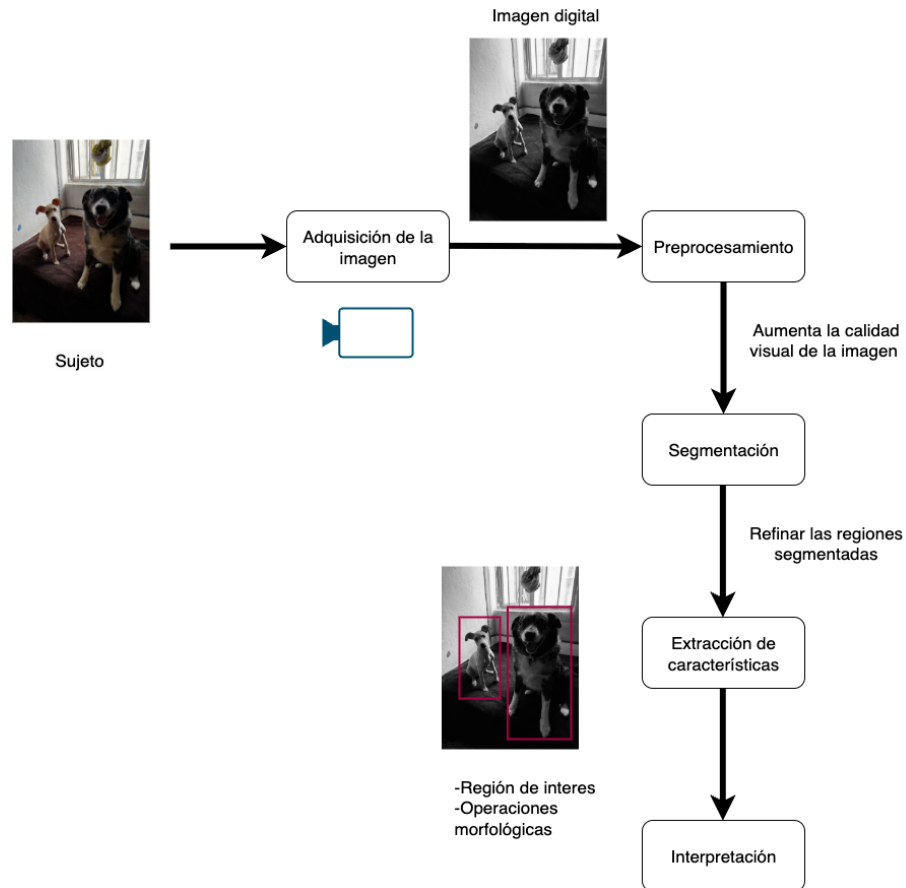


Figura 2: Diagrama de las etapas de procesamiento de imágenes (autoría propia).

2.2.1. Imagen

Una imagen digital se genera a partir de la integración y muestreo de datos analógicos continuos dentro de un espacio definido. Está formada por un arreglo matricial rectangular de píxeles (x, y, u) , donde cada píxel se ubica en una posición específica $(x, y) \in \mathbb{Z}^2$, y tiene un valor u correspondiente al dato muestreado en ese punto. Los puntos (x, y) conforman una cuadrícula regular. De manera formal, una imagen está delimitada por un conjunto rectangular que incluye las posiciones de los píxeles distribuidos en N renglones y N columnas (Klette, 2015).

En la Figura 3 podemos apreciar el sistema de coordenadas y su orientación.

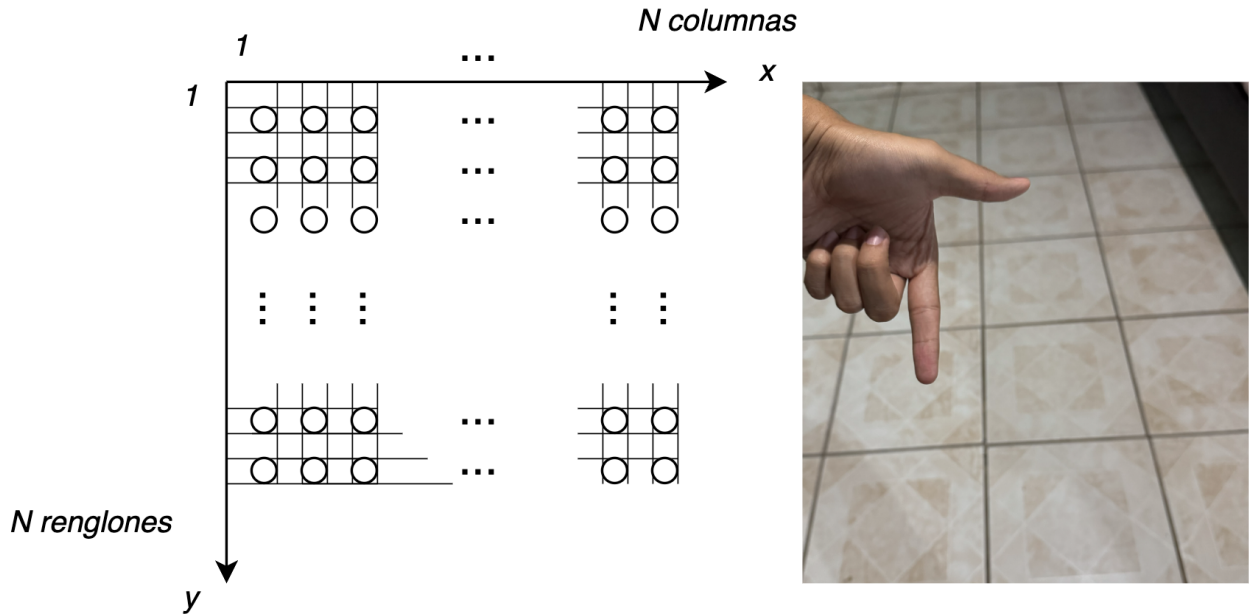


Figura 3: Del lado derecho se ve el sistema de coordenadas y en la izquierda el arreglo de la matriz de pixeles (autoria propia).

2.2.2. Imagen RGB

La percepción del color no es una característica objetiva, ya que varía entre individuos y depende de la fuente de iluminación. Sin luz, el color no puede percibirse, como ocurre en el interior de un objeto opaco. En la Figura 3 se presenta una imagen en color RGB junto con su descomposición en tres canales: rojo, verde y azul.

El modelo RGB es aditivo, lo que significa que al aumentar los valores de los componentes de color, la tonalidad se aproxima al blanco. Este modelo es ampliamente utilizado en la representación de colores en pantallas. En contraste, los modelos empleados en la impresión son sustractivos, donde añadir color implica la incorporación de tinta, lo que produce un acercamiento al negro (Klette, 2015). En la Figura 4 se puede apreciar los canales RGB separados de una imagen.

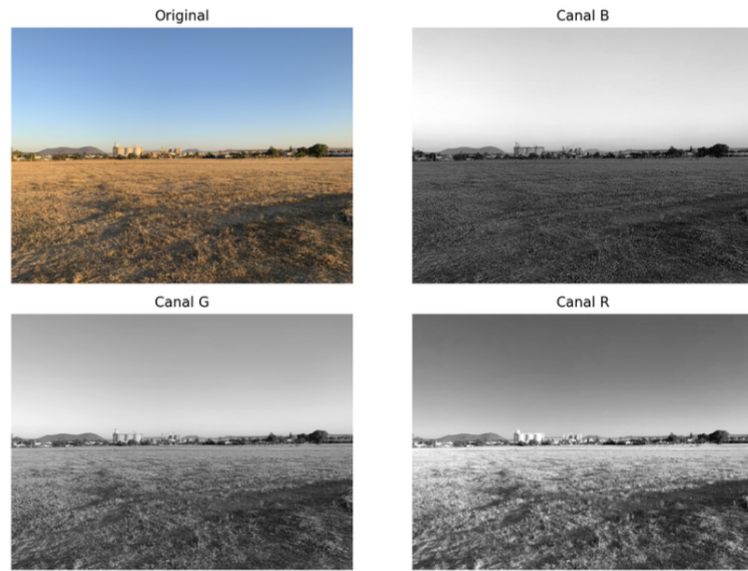


Figura 4: Se muestra la imagen original y las respectivas imágenes una vez separadas en los canales RGB (autoria propia).

En el espacio RGB, si consideramos $0 \leq R, G, B \leq G_{\max}$ y una imagen con múltiples canales de píxeles con valores $\mathbf{u} = (R, G, B)$, donde $G_{\max} = 255$, podemos generar hasta 16,777,216 colores distintos. Todos los valores posibles de RGB conforman lo que se conoce como el cubo RGB, una representación gráfica común del espacio de color RGB, la cual se puede visualizar de manera más efectiva en la Figura 5.

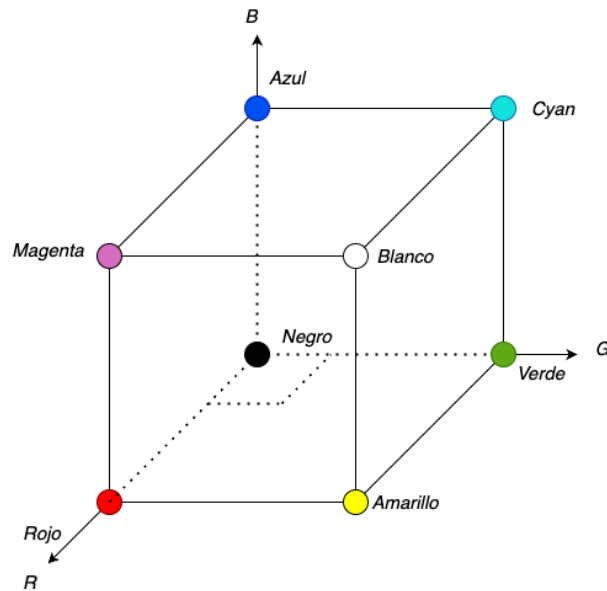


Figura 5: Espacio de color RGB (autoria propia).

2.2.3. Escala de grises

Una imagen en escala de grises está compuesta únicamente por diferentes tonos de gris, que varían entre el negro y el blanco. Cada píxel tiene un valor de intensidad que representa su nivel de luminosidad, sin incluir información de color. Trabajar con imágenes en escala de grises resulta beneficioso porque simplifica el procesamiento, al emplear un único canal de datos en lugar de los tres canales (rojo, verde y azul) del formato RGB.

Además, en muchas aplicaciones de análisis de imágenes, el enfoque está en el contraste y las formas, por lo que el uso del color no es necesario, lo que optimiza el proceso. Una técnica comúnmente empleada es la transformación logarítmica, que se utiliza para realzar los niveles bajos de gris y atenuar los niveles altos. Esto tiene como objetivo resaltar los detalles en regiones de baja intensidad en una imagen en escala de grises, mejorando así su calidad visual (Jiazheng et al., 2011). La ecuación que define este proceso se muestra en la Ec. 4.

$$S_{\text{real}} = C \cdot \log(1 + r) \quad (4)$$

En donde S_{total} es el valor de intensidad resultante para el píxel, C es un escalar, y r es el valor de intensidad del píxel original. Esta transformación mejora la observación de detalles en regiones de la imagen con baja intensidad, haciendo visibles aspectos que de otro modo quedarían ocultos. Otra manera de obtener los valores de la imagen a escala de grises, proveniente de una imagen a color, es formando una suma ponderada de los componentes RGB, tal como se explica en la recomendación UIT-R BT.601-7, realizada por la Unión Internacional de Telecomunicaciones (Sector de Radiocomunicaciones de la UIT, 2011). La Ec. (5) muestra la manera de hacerlo, que consiste en multiplicar un escalar por cada canal RGB:

$$E_y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (5)$$

En donde E_y es el valor de intensidad resultante, R, G, B son los respectivos canales.

2.3. Espectro electromagnético

El espectro electromagnético abarca todas las formas de radiación electromagnética, desde las ondas de radio, que tienen la mayor longitud de onda, hasta los rayos gamma, que poseen la menor. La luz visible representa solo una pequeña fracción de este espectro, correspondiente a los colores que nuestros ojos pueden percibir. En un extremo, las ondas de radio pueden ser miles de millones de veces más largas que la luz visible. En el extremo opuesto se encuentran los rayos gamma, cuya longitud de onda es millones de veces más pequeña. Esto se puede apreciar de mejor manera en la Figura 6, la cual está detallada en el libro Procesamiento de imágenes digitales de Gonzalez & Woods (2018).

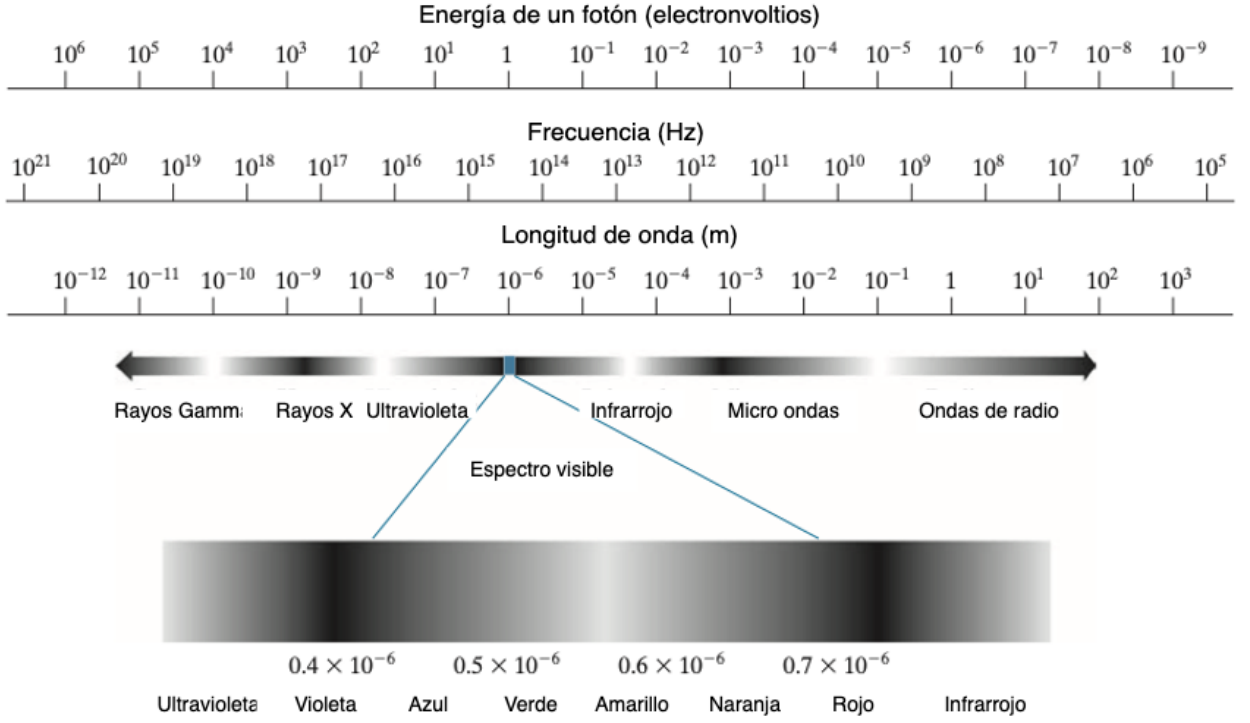


Figura 6: Espectro electromagnético, la parte visible se muestra ampliado. Gonzalez & Woods, (2018).

La termografía infrarroja se sitúa dentro del espectro electromagnético, en una región más allá de la luz visible, en el rango de la radiación infrarroja. A diferencia de la luz visible, que detecta colores, la termografía capta el calor emitido por los objetos, permitiendo visualizar las distribuciones térmicas. Esto la convierte en una herramienta eficaz para medir temperaturas de manera no invasiva y sin contacto.

2.4. Matriz térmica

Una matriz térmica es un arreglo que muestra la distribución de temperaturas en una superficie. En cámaras termográficas, se utiliza para generar imágenes térmicas, donde cada píxel refleja la cantidad de radiación infrarroja detectada, transformada en temperaturas, lo que permite observar y analizar las variaciones térmicas con detalle. Cuando las imágenes térmicas se representan utilizando una escala de niveles de gris, los valores en esta escala oscilan entre $[0, 255]$. Estos valores no corresponden a las temperaturas reales (Chou & Yao, 2009), es por ello que necesitamos calcular el valor real. Para ello, debemos conocer la temperatura más alta y más baja, a fin de realizar el cálculo mediante la Ec. 6.

$$T_{\text{real}} = T_{\text{min}} + \left(\frac{T_{\text{gris}}}{255} \right) (T_{\text{max}} - T_{\text{min}}) \quad (6)$$

En donde T_{real} es la temperatura a calcular, T_{min} es la temperatura mínima, T_{max} es la

temperatura máxima, y T_{gris} es el nivel de gris del píxel a tratar. Hay dos formas de tomar una medición de temperatura. La primera es cuantitativa, que consiste en tomar los valores exactos de temperatura de los objetos. Este método no suele ser tan importante durante la inspección térmica, ya que la precisión de estos valores suele verse influenciada por factores ambientales como la temperatura ambiental actual, la humedad, la emisividad, entre otros (Snell & Renowden, 2002). El segundo enfoque es el análisis cualitativo, que compara la temperatura de un punto con otras áreas del mismo equipo en condiciones similares. Este método se utiliza frecuentemente en entornos operativos por su practicidad.

2.5. Visión artificial

La visión artificial pretende que las máquinas puedan “ver” e interpretar su entorno de manera similar a la percepción humana. Para lograrlo, primero se capturan imágenes con cámaras, luego se mejoran para reducir el ruido y destacar características importantes, y finalmente se analizan mediante técnicas de detección, segmentación y reconocimiento de objetos, con el objetivo de extraer información relevante del entorno.

El progreso en visión artificial está alineado al procesamiento digital de imágenes y al aprendizaje automático, cuya integración incrementa la exactitud del análisis. Gracias a esto, es posible reconocer o predecir características de objetos aun cuando cambien de tamaño, escala o color, y también facilita el estudio de objetos translúcidos o con mezclas complejas de colores. Entre las aplicaciones más relevantes se encuentran el reconocimiento de objetos en imágenes y vídeos, lo cual es útil en procesos de inventariado y seguridad, el reconocimiento facial para sistemas de vigilancia, el análisis de imágenes médicas que mejora la exactitud diagnóstica y su papel determinante en los vehículos autónomos, donde contribuye a la navegación en tiempo real. Asimismo, tecnologías como la realidad aumentada, la realidad virtual y la robótica emplean técnicas de visión artificial para interactuar eficientemente con entornos físicos y humanos (Shreya et al., 2023).

2.6. Composición de manos y rostro

2.6.1. Manos

Las manos constituyen una parte fundamental del cuerpo humano, tanto por su función operativa como por su papel en la expresión personal. Situadas al término de los brazos, no solo son estructuras ampliamente visibles, sino que también intervienen de manera decisiva en actividades cotidianas, en la interacción con el entorno y en la comunicación no verbal. Cada mano está compuesta por cinco dedos, y su estructura incluye huesos y músculos, que permiten el movimiento; venas y arterias, muchas de las cuales son visibles bajo la piel y se encargan de transportar sangre oxigenada y no oxigenada; nervios, que facilitan el sentido del tacto y el control de los movimientos; y la piel y las uñas, que son visibles externamente y protegen las estructuras internas (Rocha Salinas et al., 2012). Las zonas que abarcan la mano se pueden dividir en lo siguiente:

- Falanges distales (color rojo).

- Falanges medias (color azul).
- Falanges proximales (color verde).
- Palma (color amarillo).

Las zonas previamente mencionadas se pueden apreciar en la Figura 7.

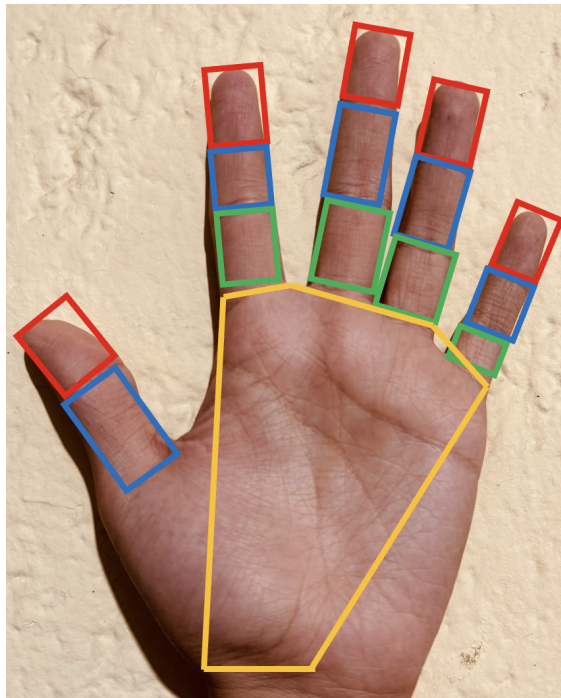


Figura 7: Zonas de la mano (autoría propia).

2.6.2. Rostro

El rostro humano es una de las zonas más significativas del cuerpo para el diagnóstico médico mediante imágenes termográficas, ya que refleja variaciones de temperatura relacionadas con procesos fisiológicos y patológicos. La termografía permite identificar anomalías de temperatura en zonas faciales clave, lo que puede ayudar en la detección de enfermedades, inflamaciones o problemas circulatorios. La correcta segmentación del rostro en las imágenes termográficas es crucial para un análisis preciso, ya que permite aislar regiones específicas. En el estado del arte se han encontrado distintos métodos para segmentar zonas de interés del rostro; un claro ejemplo es el trabajo de Antonaci et al., (2019), donde se escoge un punto de interés, que puede ser una zona como la frente o los ojos, y a partir de ahí se traza un radio a otra zona para posteriormente trazar un punto equidistante con la misma coordenada vertical. También se encuentra el trabajo de Fracasso et al., (2023), donde hacen uso de 15 regiones de interés con una medición de $1,13 \text{ cm}^2$ (6 mm de radio). En la Figura 8 se pueden apreciar algunas zonas del rostro que pueden ser de interés a la hora de medir la temperatura.

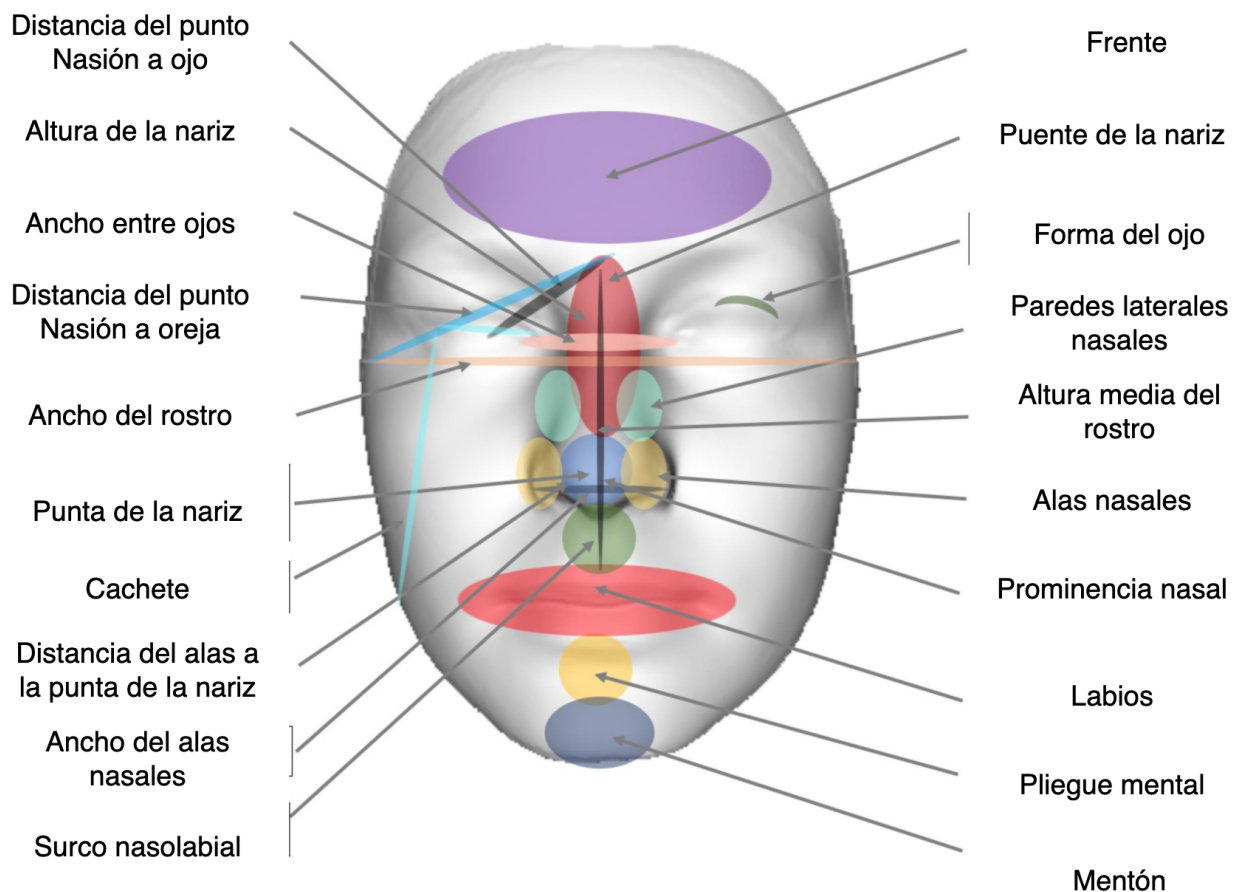


Figura 8: Regiones comunes del rostro, adaptada de Richmond et al., (2018).

En el presente trabajo se trabajará con las regiones de la frente, mejillas, nariz y mentón para la segmentación y análisis térmico debido a que dichas zonas presentan una alta estabilidad térmica, buena exposición al sensor y una estrecha relación con la actividad psicofisiológica. Estas áreas concentran una buena irrigación sanguínea superficial y muestran variaciones de temperatura asociadas a procesos emocionales, de estrés o de regulación autonómica, lo que las convierte en indicadores útiles para el estudio de respuestas psicofisiológicas. Además, su ubicación frontal y su escasa obstrucción por el cabello o movimientos faciales permiten una captura térmica más precisa y consistente.

2.7. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (del inglés Artificial Intelligence, AI) se ha definido como “la capacidad de las computadoras u otras máquinas para mostrar o simular un comportamiento inteligente” (Inouye, 2022). Se basa en algoritmos que pueden realizar tareas que, tradicionalmente, solo los humanos podían llevar a cabo. Los primeros algoritmos requerían que los humanos codificaran las reglas de operación, sin la habilidad de aprender de los datos por sí mismos, lo que limitaba su eficacia en el análisis de datos médicos complejos (Chan &

Auffermann, 2022). Las versiones posteriores, conocidas como algoritmos de aprendizaje automático, pudieron aprender por sí mismos, aunque solo a partir de subconjuntos de datos. En esos algoritmos, los humanos aún tenían que definir características específicas en los datos para que pudieran analizarlos.

Los algoritmos de inteligencia artificial, especialmente aquellos basados en aprendizaje profundo, resultan altamente eficaces para detectar enfermedades o lesiones, lo cual representa una de las fases más críticas en el diagnóstico mediante imágenes. Un método es la clasificación de imágenes, que implica entrenar un algoritmo de aprendizaje profundo para reconocer patrones específicos en un conjunto de imágenes y luego utilizar ese conocimiento para emitir un diagnóstico preciso (Keles Gulnerman et al., 2022).

2.7.1. Puntos de referencia faciales

La detección de puntos de referencia facial (facial landmark detection) es una técnica de visión por computadora que identifica coordenadas clave en el rostro dentro de imágenes o videos. Estos puntos, llamados landmarks, marcan rasgos anatómicos importantes como mandíbula, mejillas, ojos, nariz y boca, y se utilizan en aplicaciones como reconstrucción 3D del rostro, reconocimiento facial, estimación de expresiones y segmentación de regiones térmicas o fisiológicas (Zhu et al., 2021).

El proceso de detección de landmarks faciales suele dividirse en tres fases principales. En primer lugar, se identifica la región del rostro dentro de la imagen mediante un detector, como los basados en Histogram of Oriented Gradients (HOG) o modelos de redes neuronales convolucionales (CNN). Posteriormente, la imagen es alineada o normalizada con el fin de corregir variaciones en escala, rotación o iluminación. Finalmente, un modelo previamente entrenado estima las coordenadas de cada punto característico, tomando en cuenta tanto la información local, como la intensidad de los píxeles y la estructura global del rostro. Uno de los modelos más comunes es el de 68 puntos de referencia, el cual se puede ver en la Figura 9, propuesto en el marco dlib, el cual se basa en un Ensamblado de Regresores en Cascada (Ensemble of Regression Trees). Este tipo de modelos se entrena utilizando amplios conjuntos de imágenes faciales con puntos marcados manualmente, a partir de los cuales aprende a ajustar de manera iterativa la ubicación de cada landmark. El proceso se basa en analizar características locales para ir refinando las predicciones hasta alcanzar un alto nivel de exactitud (Kopaczka et al., 2019). En enfoques modernos, este procedimiento se ha potenciado mediante redes neuronales convolucionales profundas que producen heatmaps, donde cada mapa indica la probabilidad de ubicación de un punto específico. Entre las arquitecturas más destacadas se encuentran HRNet y MediaPipe Face Mesh, reconocidas por su capacidad para operar con fiabilidad incluso ante oclusiones parciales, variaciones en las expresiones faciales o cambios en las condiciones de iluminación.

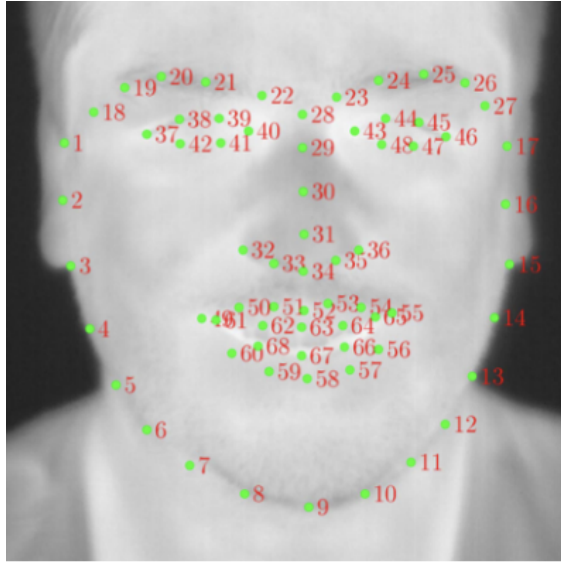


Figura 9: Esquema de anotación de 68 puntos con las coordenadas (Kopaczka et al., 2019).

2.7.2. MediaPipe

MediaPipe es un framework de código abierto creado por Google que facilita el desarrollo de soluciones de visión por computadora apoyadas en técnicas de aprendizaje automático. Está diseñado para procesar información en tiempo real y se utiliza en tareas como la detección de objetos, el reconocimiento del rostro, el seguimiento de manos y la estimación de poses corporales. Al estar construido sobre avances recientes en investigación, logra ofrecer resultados robustos y precisos incluso cuando existen variaciones en la iluminación o posturas poco convencionales. Sumado a ello, su capacidad para funcionar en diversas plataformas lo vuelve una herramienta flexible para dispositivos móviles y otros entornos computacionales.

En el presente estudio, se utilizaron MediaPipe Face Mesh y MediaPipe Hands para la estimación de puntos de referencia faciales y de las manos. Face Mesh detecta 468 puntos clave faciales mediante un modelo de regresión aplicado después de la detección del rostro con BlazeFace, mientras que MediaPipe Hands estima 21 puntos de referencia por mano a través de una canalización de dos etapas que combina la detección de la palma con la regresión de puntos clave (Ko et al., 2024).

Aunque estas herramientas fueron originalmente diseñadas y entrenadas para procesar imágenes en formato RGB, su uso en este trabajo fue de carácter exploratorio, con el objetivo de evaluar su rendimiento base al aplicarlas directamente sobre datos térmicos. Es importante destacar que las imágenes termográficas difieren significativamente de las imágenes RGB en cuanto a textura, contraste y características visuales. Por lo tanto, la aplicación directa de MediaPipe sin un proceso de reentrenamiento o adaptación de dominio puede disminuir la precisión en la localización de puntos de referencia o generar fallos en la detección, especialmente en regiones con gradientes de temperatura sutiles.

2.7.3. Red neuronal profunda: Single Shot Detector

Este modelo pertenece a la familia de detectores de una sola etapa (single shot), capaces de identificar múltiples objetos en una única pasada de la red, lo que garantiza una detección rápida y precisa sin necesidad de generar propuestas de regiones intermedias. Su funcionamiento es similar al del algoritmo YOLO (You Only Look Once), permitiendo realizar detección en tiempo real pero con un menor consumo de recursos computacionales (Nagrath et al., 2021).

La implementación se realiza usando el módulo Deep Neural Network (DNN) de OpenCV, con un modelo entrenado bajo la arquitectura Caffe de Berkeley AI Research (BAIR). Esta integración facilita la incorporación de una red neuronal eficiente para visión por computadora, equilibrando rapidez y precisión.

Frente a técnicas más complejas como las basadas en Region-based CNN (R-CNN), el modelo DNN-SSD sobresale por su rapidez y menor demanda de recursos, características esenciales para aplicaciones en tiempo real o en dispositivos con capacidad limitada. Por estas razones, se seleccionó este modelo para la detección inicial del rostro en el sistema de análisis térmico, garantizando una identificación confiable que sirviera de base para la segmentación y el análisis psicofisiológico posterior.

2.8. IoMT

El IoMT es una rama del Internet de las Cosas (IoT) centrada en la conexión y el intercambio continuo de datos entre dispositivos. Aplicado al ámbito de la salud, se conoce como IoMT (Rahmani et al., 2022) e integra tecnología móvil, sensores médicos y computación en la nube para monitorear en tiempo real los signos vitales de los pacientes. Además, utiliza herramientas de comunicación para enviar estos datos a una plataforma en la nube, lo que posibilita a los médicos acceder a la información para monitorear, diagnosticar y tratar a los pacientes de manera más eficiente. Esta tecnología integra la confiabilidad y seguridad de los equipos médicos tradicionales, siendo lo suficientemente versátil para atender diversas enfermedades que requieren monitoreo especializado. Asimismo, permite la gestión simultánea de múltiples dispositivos para varios pacientes (Wal et al., 2022).

2.8.1. Protocolo de transmisión de datos seguros

La transmisión de datos en IoMT requiere el uso de protocolos de seguridad robustos para garantizar que la información médica esté adecuadamente protegida mientras se transmite entre dispositivos médicos, servidores y la nube.

El proyecto se desarrollará con base en las siguientes herramientas y tecnologías: para la parte de frontend se hará uso de Streamlit o Dash, debido a su fácil integración con Flask, además de que son compatibles con Python. Para el backend, que involucra el procesamiento en la nube con Python, se utilizará Flask, ya que es compatible con servicios de Google Cloud y cuenta con muchas extensiones útiles para agregar funcionalidad, especialmente en el procesamiento de imágenes, donde se hará uso de OpenCV para procesar y TensorFlow/Keras

al incorporar la parte de inteligencia artificial. También se contempla la parte de escalabilidad, por lo que se utilizarán Google Cloud Functions, lo cual es ideal porque se ajusta automáticamente al volumen de usuarios.

Para la infraestructura, se empleará la plataforma de Google Cloud, que incluye Storage para almacenar archivos, Google Cloud Functions para la parte de escalabilidad e incluso Google AI para modelos de inteligencia artificial. Todo esto se contempló para poder acatar puntos importantes que mencionan Chaudhari & Umamaheswari (2021), como la transmisión eficiente de la información utilizando HTTPS y la reducción del tamaño de los archivos mediante preprocesamiento, garantizando que la información viaje de manera rápida y segura. También se destaca la importancia de minimizar la intervención manual al hacer uso de plataformas y tecnologías que puedan interactuar. En lo referente a la seguridad, el sistema incorpora el Web Application Firewall de Google Cloud, el cual brinda protección frente a intentos de ataque. Por otro lado, el riesgo de pérdida de información por fallas en la comunicación se mitiga mediante el uso de la infraestructura de Google Cloud, que permite disponer de copias de respaldo y garantiza la conservación de los datos incluso si la conexión se interrumpe.

2.9. Software-Hardware utilizado

2.9.1. FLIR E80 Pro

Para este proyecto, la captura de imágenes termográficas se realizó con la cámara FLIR E80 Pro, un dispositivo reconocido por su precisión en la medición de temperatura. Gracias a sus sensores infrarrojos, es posible registrar los patrones térmicos de manera no invasiva y en tiempo real. Esto permite obtener información detallada sobre las variaciones de temperatura superficial, lo que resulta fundamental para tareas de análisis y detección térmica. En la Figura 10 se presenta el modelo de cámara empleado.



Figura 10: Cámara termográfica FLIR E80 Pro (FLIR System, 2014).

2.9.2. Lenguajes de programación

En este proyecto, Python se utilizó como lenguaje principal para desarrollar el sistema de visión artificial encargado de procesar y segmentar las imágenes termográficas. Python es un lenguaje de alto nivel, interpretado y de propósito general, conocido por su sintaxis clara y fácil de entender, lo que lo hace ideal tanto para principiantes como para desarrolladores experimentados. Su compatibilidad con múltiples sistemas operativos permite ejecutar los programas sin necesidad de compilación, y la disponibilidad de bibliotecas como OpenCV, NumPy y TensorFlow simplifica enormemente tareas de procesamiento de imágenes, visión artificial y aprendizaje automático.

Por su parte, la interfaz web del sistema se construyó usando HTML, CSS y JavaScript. HTML define la estructura del contenido, CSS se encarga de la apariencia y el diseño adaptable a distintos dispositivos, mientras que JavaScript gestiona la interacción con el usuario y la comunicación con el servidor. Esta combinación permite ofrecer una plataforma funcional y accesible, donde los usuarios pueden cargar, visualizar y analizar las imágenes térmicas de manera sencilla y directa.

2.9.3. Entorno y plataforma de despliegue

Render es una plataforma en la nube que permite alojar y ejecutar aplicaciones web de manera sencilla y automatizada, simplificando tareas como el despliegue, la actualización y la administración del entorno de ejecución. Gracias a esto, es posible integrar el sistema desarrollado en Python con la interfaz web, permitiendo procesar las imágenes termográficas de forma remota y casi en tiempo real. Entre sus principales ventajas se encuentran la facilidad de uso, la comunicación segura mediante certificados SSL y la posibilidad de acceder al sistema desde cualquier lugar, garantizando su disponibilidad sin depender de un equipo local.

En el Cuadro 1 se muestra una comparación de las plataformas más utilizadas para el despliegue de aplicaciones web, destacando sus ventajas, desventajas y los escenarios para los que cada opción resulta más adecuada.

Plataforma	Ventajas	Desventajas	Ideal para...
Render	Buen soporte backend, tareas programadas, persistencia	Servicios pueden “dormirse” en plan gratis	Apps full-stack
Railway	Despliegue rápido, dominio público, manejo simple de variables, integración con GitHub	Limitaciones en planes gratuitos, pausas por uso excesivo	Prototipos, proyectos medianos
Vercel	Ideal para frontend, edge functions rápidas	No apto para procesos pesados o largos	Páginas web estáticas o frontends
Heroku	Amplio ecosistema	Sin plan gratis, menos flexible	Aplicaciones ya establecidas
Fly.io	Distribución geográfica, baja latencia	Configuración avanzada, más compleja	Apps globales con contenidos

Cuadro 1: Comparativa de plataformas de despliegue web utilizadas para decidir la implementación del servidor.

3. Metodología

En la Figura 11 se muestran los pasos llevados a cabo en la metodología del proyecto, donde el objetivo es implementar un sistema de visión artificial capaz de procesar imágenes termográficas en la nube y detectar-segmentar zonas de interés en el rostro y las manos.

La metodología se pensó siguiendo un enfoque que abarque desde un protocolo de adquisición de imágenes hasta la segmentación de zonas de interés con su análisis de temperatura, con la finalidad de garantizar la correcta ejecución de cada etapa del sistema propuesto. Este proceso se divide en cinco bloques principales: protocolo de adquisición de imágenes, procesamiento, detección y segmentación, análisis térmico y por último el servidor y página en la nube.

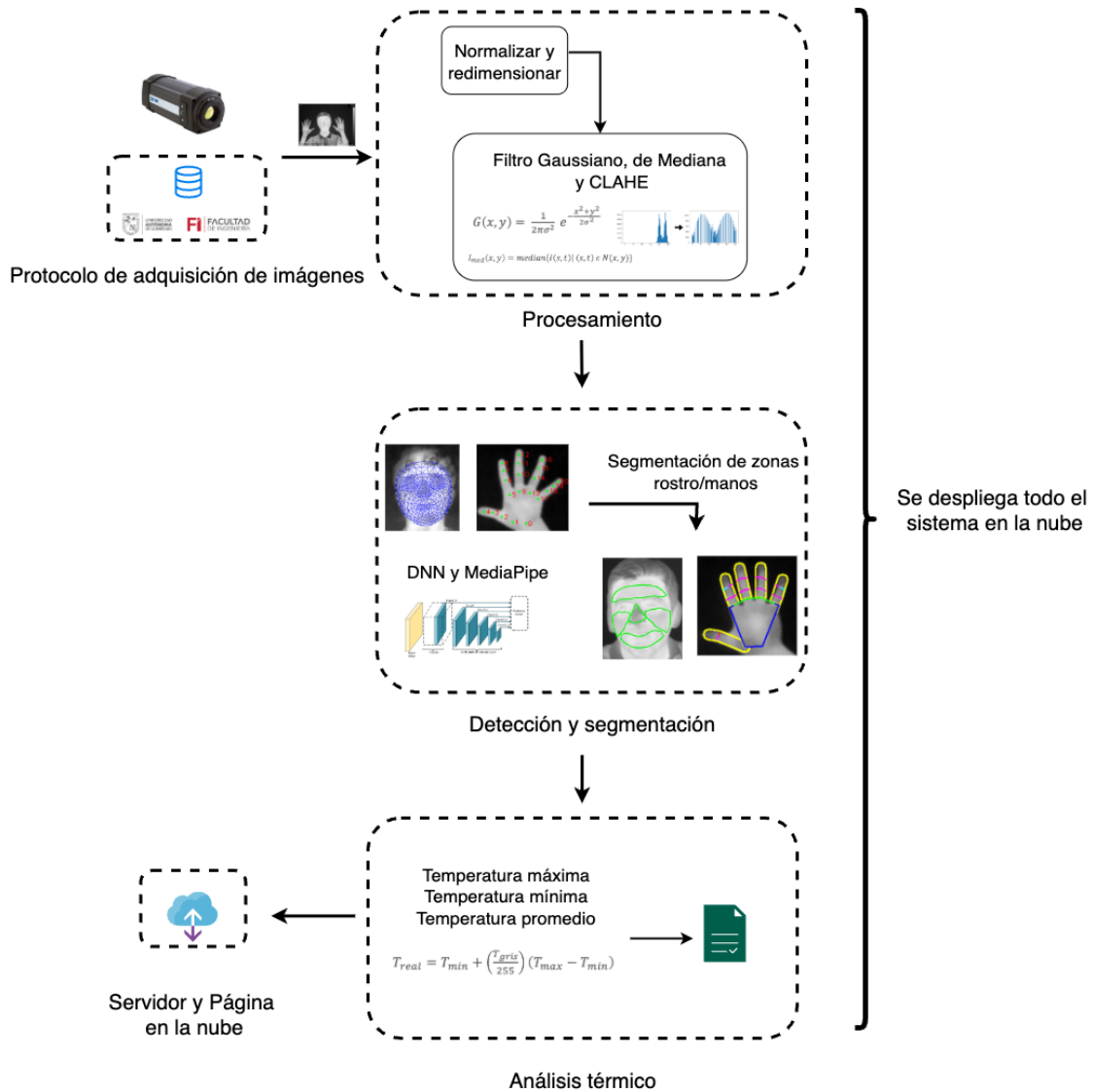


Figura 11: Metodología del proyecto (autoría propia).

3.1. Protocolo de adquisición de imágenes

3.1.1. Condiciones del lugar

Las imágenes termográficas se obtuvieron bajo condiciones ambientales controladas, con el objetivo de minimizar la influencia de factores externos que pudieran alterar la distribución térmica superficial. En el Cuadro 2 se presentan los parámetros ambientales considerados, junto con su justificación técnica.

Cuadro 2: Condiciones ambientales durante la adquisición de imágenes termográficas.

Parámetro	Valor	Justificación
Temperatura ambiental	18–23 °C	Evitar variaciones térmicas por el ambiente
Humedad relativa	40–60 %	Controlar evaporación y sudoración
Iluminación	Natural difusa	Evitar fuentes externas de calor
Corriente del aire	Mínima	Mantener estabilidad térmica durante la captura

El control de temperatura, humedad e iluminación garantiza que las diferencias térmicas registradas se deban a cambios fisiológicos reales y no a variaciones del entorno (Fernández-Cuevas et al., 2015). Las capturas se realizaron en las instalaciones de la Universidad Autónoma de Querétaro, campus Corregidora, con la participación de estudiantes antes y después de una sesión de yoga.

3.1.2. Condiciones previas del participante

Antes de la adquisición, los participantes debieron cumplir un periodo de aclimatación para estabilizar su temperatura corporal superficial. Además, se establecieron criterios de control que aseguran la validez térmica de las imágenes. En el Cuadro 3 se detallan las condiciones previas consideradas:

Cuadro 3: Condiciones previas del participante antes de la adquisición termográfica.

Condición	Requisito
Aclimatación previa	10–15 minutos en sala controlada
Actividad física	Evitar al menos 30 minutos antes
Exposición solar	Evitar antes de la medición
Consumo de bebidas calientes o frías	Evitar 15 minutos previos
Síntomas febriles o inflamatorios	No presentar
Uso de cremas o maquillaje	Evitar antes de la toma
Accesorios metálicos o lentes	Retirar durante la captura

Estas condiciones garantizan que las imágenes obtenidas reflejen únicamente variaciones fisiológicas naturales, permitiendo una comparación precisa entre los estados previos y posteriores a la actividad física (sesión de yoga).

3.1.3. Configuración del equipo termográfico

Para la adquisición de las imágenes se utilizó una cámara termográfica FLIR E80 Pro, seleccionada por su precisión y resolución adecuadas para estudios de termografía facial y palmar. Las características principales del equipo se muestran en el Cuadro 4.

Cuadro 4: Configuración técnica de la cámara termográfica FLIR E80 Pro utilizada.

Parámetro	Valor
Resolución	320 × 240 píxeles
Emisividad	0.98
Rango térmico	15–40 °C
Formato de imagen	JPG, escala de grises
Sensibilidad térmica	< 0.05 °C a 30 °C

Esta configuración permite captar detalles finos en la variación térmica, necesarios para la segmentación precisa de zonas faciales y palmares.

Durante el proceso de adquisición, los participantes permanecieron sentados, con el rostro completamente descubierto, las manos a la altura de las orejas, palmas orientadas al frente y dedos separados, justo como se observa en la Figura 12.



Figura 12: Posición del participante y protocolo de captura (autoría propia).

La cámara se ubicó a una distancia fija determinada experimentalmente para garantizar que tanto el rostro como las manos quedaran completamente dentro del encuadre.

Si bien la cámara termográfica FLIR E80 Pro fue la utilizada en este estudio debido a su precisión y sensibilidad térmica adecuadas, el protocolo de adquisición propuesto no depende exclusivamente de este modelo. Cualquier cámara termográfica puede emplearse para replicar el procedimiento, siempre y cuando se respeten las condiciones ambientales y de preparación del participante establecidas. En este sentido, la calidad y reproducibilidad de las imágenes dependen más del cumplimiento estricto del protocolo que del modelo específico del dispositivo, garantizando así la validez del análisis térmico independientemente del equipo utilizado.

3.2. Procesamiento

La Figura 13 muestra el flujo completo del algoritmo implementado, el cual integra las etapas de procesamiento, detección y segmentación.

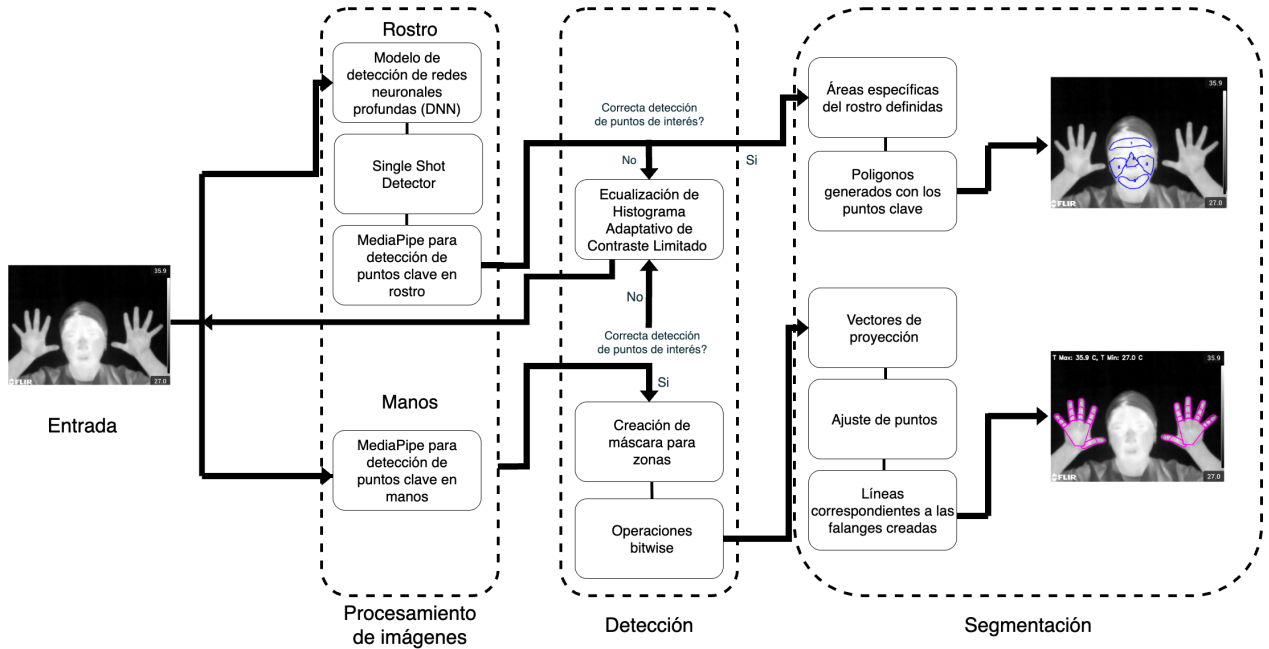


Figura 13: Diagrama para el procesamiento y detección-segmentación (autoría propia).

En el presente trabajo, el procesamiento se realizó sobre imágenes en escala de grises obtenidas con una cámara termográfica FLIR E80 Pro. Esta etapa tuvo como finalidad mejorar la calidad visual y estructural de las imágenes, eliminar ruido y preparar los datos para la detección automática de puntos clave en rostro y manos mediante el uso de MediaPipe, una biblioteca de aprendizaje automático optimizada para la estimación de poses y geometrías corporales.

3.2.1. Preprocesamiento de imágenes termográficas

El preprocesamiento consistió en la lectura, validación y conversión de las imágenes adquiridas. Cada imagen fue redimensionada a un formato estándar de 320×240 píxeles, asegurando uniformidad en la resolución espacial. Se verificó que las imágenes no presentaran artefactos, saturación térmica o pérdidas de información debidas a la emisividad del material, la cual se configura en 0.98 durante la captura, debido a que se ha establecido que la emisividad de la piel humana está entre 0.97 y 0.99, por lo que universalmente se utiliza 0.98, ya que representa un valor estándar para piel humana seca, limpia y sin maquillaje o lociones, condiciones ideales para la medición biomédica. Además, las imágenes fueron convertidas a formato de escala de grises para facilitar el análisis y reducir la carga computacional del modelo. En la Figura 14 se puede apreciar el preprocesamiento en las imágenes

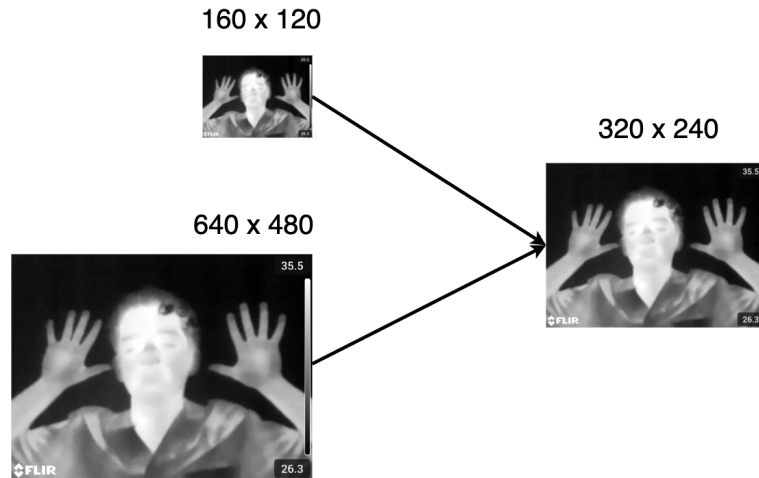


Figura 14: Redimensión al formato estándar 320x240 píxeles (autoría propia).

3.2.2. Conversión de color y normalización

Aunque las imágenes termográficas ya se encontraban en escala de grises, se aplicó un proceso de normalización que ajustó los valores de intensidad térmica dentro de un rango uniforme entre 0 y 255. Este paso permitió minimizar las diferencias entre imágenes tomadas en momentos distintos o bajo ligeras variaciones ambientales. La normalización también garantizó una mejor respuesta de los algoritmos de segmentación, al reducir el sesgo producido por regiones con distinta emisividad o reflectancia.

3.2.3. Filtrado y reducción de ruido

En las imágenes termográficas adquiridas, uno de los principales desafíos es la presencia de ruido térmico inherente al sensor de captura, el cual puede manifestarse como variaciones aleatorias en los niveles de temperatura registrados. Este tipo de ruido afecta la homogeneidad térmica de la imagen y, por consiguiente, la precisión de los algoritmos de segmentación.

Para mitigar este efecto, se incorporó una etapa de preprocesamiento basada en filtrado y reducción de ruido, cuyo objetivo fue suavizar la imagen sin eliminar detalles anatómicos relevantes. En esta etapa se aplicó un filtrado ligero de tipo gaussiano, con un tamaño de máscara ajustado experimentalmente (3x3), seguido de un filtro de mediana para eliminar picos térmicos aislados (ruido impulsivo). Esta combinación permitió conservar los bordes que delimitan las regiones anatómicas como contornos faciales y de las manos, mejorando la estabilidad térmica local sin comprometer la resolución espacial.

El resultado de este proceso es una imagen suavizada y homogénea, con reducción significativa de ruido y mantenimiento de estructuras clave, que sirve como entrada óptima para las etapas subsiguientes de realce de contraste, ecualización y segmentación automática.

En la Figura 15 se puede apreciar el ejemplo de una imagen con los filtros aplicados, además de mostrar en el Cuadro 5 una explicación de los efectos que estos tienen.

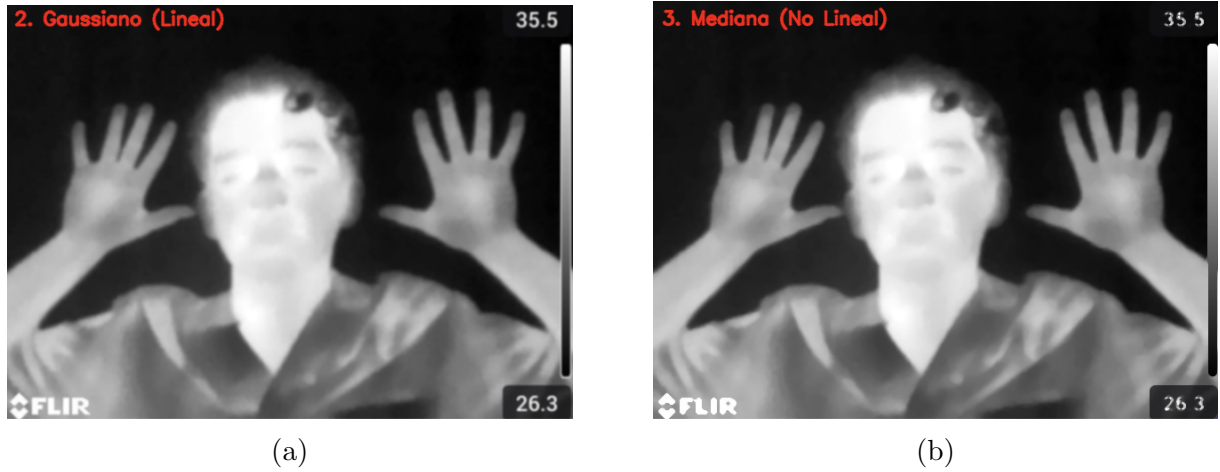


Figura 15: Se muestra en la Figura a) la imagen una vez aplicado el filtro Gaussiano, mientras que en la Figura b) se muestra con el filtro de Mediana. (autoria propia).

Cuadro 5: Comparación de los efectos de los Filtros Gaussiano (Lineal) y Mediana (No Lineal) en las imágenes térmicas.

Característica	Filtro Gaussiano (Lineal)	Filtro de Mediana (No Lineal)
Propósito principal	Suavizado general y reducción de ruido.	Reducción de ruido impulsivo y preservación de bordes.
Operación	Promedio ponderado de píxeles vecinos (Convolución).	Sustitución del valor del píxel por la mediana de la vecindad.
Efecto sobre bordes	Bordes y detalles finos se vuelven difusos y se pierden.	Los bordes y detalles se preservan mejor que con el Gaussiano.
Efecto visual	La imagen se ve más borrosa y suave.	La imagen se ve suave pero nítida en las transiciones.
Uso en termo-imágenes	Efectivo en ruido aleatorio (ruido Gaussiano).	Preferible para imágenes con texturas uniformes y ruido granulado.

3.2.4. Realce de contraste (CLAHE)

Una vez reducidas las variaciones de ruido térmico, se aplicó un proceso de ecualización de histograma adaptativa con límite de contraste (CLAHE) con el fin de mejorar el contraste local en las imágenes termográficas. Este procedimiento permitió realzar los detalles anatómicos relevantes tanto en el rostro como en las manos, favoreciendo la posterior detección de puntos clave. Para ello, las imágenes fueron divididas en regiones (tiles) donde se ajustó el histograma de forma independiente, limitando la amplificación del contraste mediante el parámetro clip limit para evitar la sobreexposición o amplificación del ruido residual. Esta configuración permitió conservar la información térmica útil sin alterar las características

generales de la imagen. El resultado de la ecualización mediante CLAHE fue una mejor definición de los bordes y variaciones térmicas locales, lo que incrementó la capacidad de los modelos de detección de MediaPipe para localizar con mayor precisión las regiones faciales y de las manos, justo como se puede apreciar en la Figura 16.

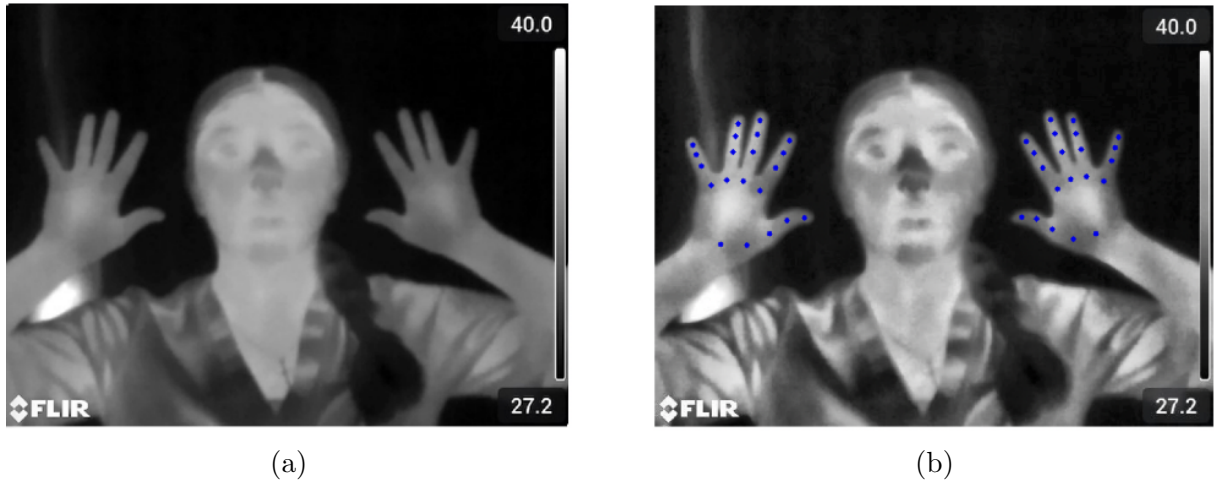


Figura 16: Se aprecia la diferencia en la Figura a) que es la imagen original y en la Figura b) que es después de aplicar CLAHE, lo que ayudo a detectar los puntos de MediaPipe (autoría propia).

3.2.5. Consideraciones sobre técnicas empleadas

El procesamiento se diseñó para ejecutarse de manera totalmente automática, minimizando la intervención humana y garantizando la reproducibilidad de los resultados. De igual forma, se dio prioridad a la eficiencia computacional, considerando que el sistema debía funcionar dentro de un entorno en la nube. El uso combinado de MediaPipe y OpenCV permitió crear una plataforma sólida y escalable para el análisis de imágenes termográficas, demostrando que el procesamiento térmico automatizado puede integrarse de manera efectiva en sistemas basados en IoMT.

3.3. Detección y segmentación

La fase de detección y segmentación es clave para identificar con precisión las zonas del rostro y las manos. Para ello, se emplearon modelos de MediaPipe basados en redes neuronales convolucionales optimizadas para tiempo real. Primero se detectan puntos anatómicos principales, que luego se utilizan para crear máscaras y regiones de interés (ROIs), delimitando áreas específicas y garantizando la extracción confiable de las características térmicas necesarias para el análisis psicofisiológico.

3.3.1. Detección de puntos faciales

Para la detección del rostro dentro de las imágenes térmicas se empleó un proceso en dos etapas. En primer lugar, se utilizó una red neuronal profunda del tipo Single Shot Multibox Detector (SSD), implementada mediante el módulo Deep Neural Network (DNN) de OpenCV. El modelo SSD utilizado corresponde a la arquitectura SSD con base MobileNet, preentrenada sobre el conjunto de datos WIDER FACE para tareas de detección facial general. Se cargó mediante los archivos estándar de configuración (`deploy.prototxt`) y pesos (`res10_300x300_ssd_iter_140000.caffemodel`), disponibles dentro de la distribución de OpenCV. No se requirieron modificaciones de arquitectura ni reentrenamiento, dado que el modelo mostró un desempeño adecuado al ser aplicado sobre imágenes térmicas, tras un proceso previo de normalización del rango dinámico y ecualización adaptativa de histograma (CLAHE) para resaltar contrastes relevantes. Este modelo permitió identificar de manera rápida y precisa la región que contiene el rostro, delimitando el área de interés (ROI) para el análisis posterior. Una vez localizado el rostro, la región correspondiente fue procesada mediante el modelo MediaPipe Face Mesh. Este modelo emplea una red neuronal convolucional ligera (CNN) optimizada para dispositivos en tiempo real, la cual estima la posición tridimensional de 468 puntos faciales en coordenadas normalizadas. El modelo se carga directamente mediante la API de MediaPipe sin requerir configuración adicional, ya que su arquitectura y pesos vienen preentrenados. Durante su inicialización se mantuvieron los parámetros por defecto recomendados, con detección continua y umbrales de confianza de 0.5 tanto para la detección inicial como para el seguimiento. La precisión de los puntos estimados permitió identificar con exactitud las regiones térmicas de interés para el análisis psicofisiológico, tales como:

- Frente
- Nariz
- Mejillas
- Mentón

Durante la implementación, se verificó que la detección fuera robusta ante variaciones térmicas moderadas, manteniendo la correspondencia anatómica incluso bajo diferentes condiciones de iluminación o distancia a la cámara. En los casos donde el modelo no lograba detectar la totalidad de los puntos, por ejemplo, si el sujeto presentaba movimiento o la temperatura superficial era irregular, se aplicó nuevamente el procesamiento previo con CLAHE para mejorar el contraste y facilitar la identificación. El flujo de procesamiento siguió la siguiente lógica:

1. Intento de detección de puntos faciales en la imagen original.
2. Si la detección era parcial o fallida, se aplicaba CLAHE sobre la imagen térmica.
3. Se reintentaba la detección sobre la versión ecualizada.

3.3.2. Detección de puntos en las manos

Para las manos se utilizó el modelo MediaPipe Hands, en donde los puntos detectados son fundamentales para definir la estructura y orientación de la mano, lo cual permite posteriormente segmentar regiones térmicas específicas, como:

- Palma
- Nudillos
- Falanges proximal, media y distal

La detección se realiza mediante un modelo CNN que estima primero la posición general de la mano y luego ajusta la malla de puntos en función de la pose.

3.3.3. Segmentación de regiones térmicas

Con los puntos de referencia obtenidos, el sistema procede a la segmentación térmica, la cual consiste en delimitar áreas específicas del rostro y las manos a partir de los vértices definidos por los puntos anatómicos. En el caso del rostro, se generan polígonos cerrados que delimitan regiones como:

- Frente (puntos: 9, 336, 296, 334, 293, 301, 251, 284, 332, 297, 338, 10, 109, 67, 103, 54, 21, 71, 63, 105, 66, 107)
- Nariz (puntos: 2, 326, 328, 290, 392, 439, 278, 279, 420, 399, 419, 351, 168, 122, 196, 174, 198, 49, 48, 219, 64, 98, 97)
- Mejillas (puntos mejilla izquierda: 138, 215, 177, 137, 227, 111, 31, 228, 229, 230, 120, 47, 126, 209, 129, 203, 206, 216; puntos mejilla derecha: 367, 435, 401, 366, 447, 340, 261, 448, 449, 450, 349, 277, 355, 429, 358, 423, 426, 436])
- Mentón (puntos: 17, 314, 405, 321, 375, 287, 432, 434, 364, 394, 395, 369, 175, 171, 140, 170, 169, 135, 214, 212, 57, 61, 146, 91, 181, 84)

Mientras que en las manos, la segmentación se basa en la agrupación de los 21 puntos para formar polígonos correspondientes a:

- Palma central
- Falanges proximal, media y distal de cada dedo

El proceso de segmentación se apoya en técnicas de indexación geométrica para garantizar que las regiones sean consistentes entre diferentes cuadros o sujetos.

Sin embargo, la mera detección de los puntos clave no resulta suficiente para realizar un análisis térmico funcional, tal como lo es para la parte del rostro al tener un mayor control de los puntos en el mallado. Por ello, se desarrolló un proceso de segmentación anatómica

que permite delimitar regiones correspondientes a las falanges y a la palma de la mano, a partir de los puntos detectados.

El procedimiento se divide en tres etapas principales: ajuste geométrico, proyección vectorial y generación de máscaras.

1. **Ajuste geométrico de puntos:** Una vez obtenidos los 21 puntos clave, se realiza una corrección de su posición mediante un vector de dirección que compensa posibles desviaciones generadas por la perspectiva o pequeñas rotaciones de la mano. Este ajuste garantiza que los puntos correspondientes a los nudillos, articulaciones intermedias y extremos de los dedos mantengan una alineación coherente entre sí, preservando la morfología natural de la mano.

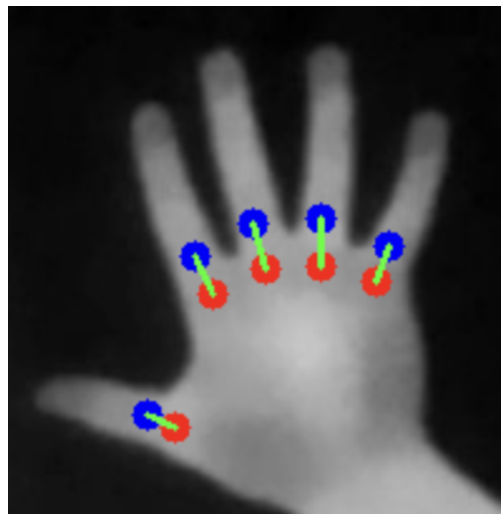


Figura 17: Ajuste de los puntos de la mano 5-9-13-17 (autoría propia).

2. **Proyección vectorial y delimitación de falanges:** Posteriormente, se calculan vectores de proyección entre los puntos consecutivos de cada dedo, generando líneas que representan los segmentos óseos (falanges). Cada dedo se define a partir de tres líneas principales que conectan cuatro puntos sucesivos del modelo (base, articulación intermedia, articulación distal y punta). A partir de estas líneas se generan polígonos cerrados mediante operaciones geométricas de expansión (offset), delimitando así la superficie de cada falange.

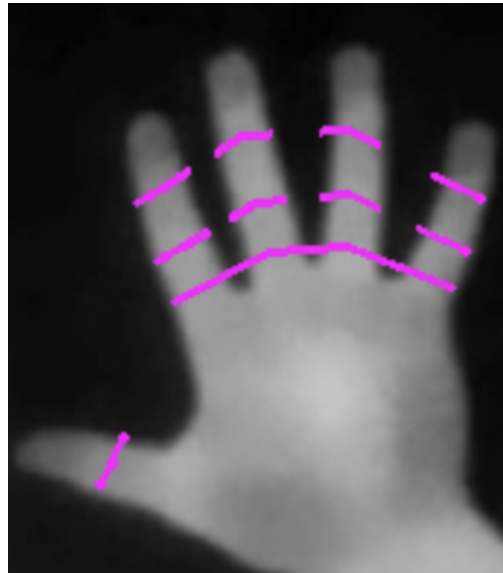


Figura 18: Trazado de las líneas para separar las falanges de los dedos (autoría propia).

3. **Segmentación de la palma:** La región correspondiente a la palma se obtiene trazando un polígono que conecta los puntos base de los cinco dedos junto con el punto central de la muñeca. Esta área se rellena para formar una máscara binaria que representa la superficie de la palma. Dicha máscara se utiliza posteriormente para realizar análisis térmicos promedio por zona.

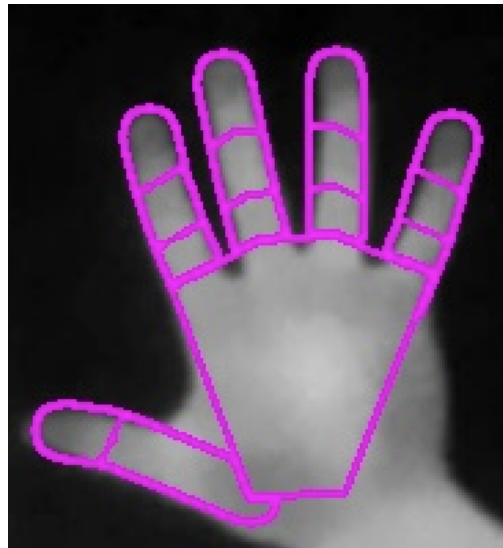


Figura 19: Mano segmentada (autoría propia).

Para mejorar la precisión visual de la segmentación, se aplicaron operaciones bitwise entre la imagen original y las máscaras generadas, de modo que únicamente se mantuvieran visibles

las zonas térmicamente relevantes. Esto facilita la interpretación por parte de especialistas y mejora la entrada a algoritmos posteriores de análisis térmico o clasificación.

Es importante destacar que, aunque el modelo de MediaPipe Hands proporciona únicamente 21 puntos de referencia, la delimitación completa de cada dedo se logra mediante la construcción geométrica de polígonos. Para ello, se traza el eje central de cada dedo a partir de los puntos consecutivos y se calculan vectores perpendiculares en cada segmento, generando así bordes laterales que definen el ancho de la falange. La unión de estos bordes permite formar un contorno cerrado que encierra la totalidad del dedo. Finalmente, las regiones se rellenan para obtener máscaras binarias independientes por dedo y por palma. Este procedimiento garantiza que la segmentación térmica cubra toda el área anatómica relevante, y no únicamente los puntos articulares detectados.

3.3.4. Manejo de detecciones incompletas

Una parte importante del sistema es el manejo de escenarios donde no se detectan todos los puntos esperados. Esto puede ocurrir por diversas razones:

- Pérdida de contraste térmico en áreas específicas.
- Ocultamiento parcial del rostro o manos.

En estos casos, el algoritmo adopta dos estrategias:

1. Reprocesamiento adaptativo: se reaplica la etapa de procesamiento (CLAHE y filtrado) para intentar recuperar la información faltante.
2. Interpolación estructural: cuando no es posible recuperar los puntos, se estiman sus posiciones a partir de los puntos vecinos y la geometría promedio del modelo (usando distancias euclidianas y vectores dirección).

Esto garantiza la continuidad de las regiones segmentadas, evitando errores de cálculo en las zonas térmicas, esto siempre y cuando alcance a detectar puntos en rostro y manos, de no ser el caso, no se segmenta ninguna zona.

3.3.5. Resultado final de detección y segmentación

El resultado de esta etapa es un conjunto de imágenes donde las regiones anatómicas del rostro y las manos están correctamente identificadas y segmentadas, cada una con sus respectivos contornos y etiquetas. Estas imágenes sirven como base para el análisis térmico posterior, donde se calculan indicadores de temperatura superficial asociados a respuestas psicofisiológicas.

3.4. Análisis térmico

Una vez finalizada la segmentación de las regiones de interés en el rostro y las manos, se realizó el análisis térmico básico, orientado a obtener parámetros estadísticos representativos de cada zona delimitada. Esta etapa tuvo como propósito demostrar la funcionalidad del sistema propuesto, más que efectuar un estudio fisiológico exhaustivo, puesto que el enfoque principal del trabajo se centra en el desarrollo del modelo de detección y segmentación automatizada.

El análisis térmico se efectuó sobre las imágenes termográficas en escala de grises, donde la intensidad de cada píxel corresponde de manera proporcional a la temperatura superficial registrada. Para cada región segmentada se aplicó una máscara binaria que delimitó los píxeles pertenecientes exclusivamente a dicha zona, permitiendo calcular de forma independiente los valores de temperatura promedio, máxima y mínima. Por lo que hay que dejar en claro que se utilizó una evaluación térmica cuantitativa, ya que se basa en el análisis numérico de la temperatura en cada zona segmentada, no solo en la observación visual de patrones térmicos.

Los resultados de este análisis se integraron automáticamente en el sistema web desarrollado, de modo que, tras el procesamiento en la nube, se genera un informe en formato PDF con los valores de T_{prom} , T_{max} y T_{min} para cada región segmentada. El informe proporciona una salida demostrativa del sistema, evidenciando la capacidad del sistema para procesar imágenes termográficas de manera automatizada y reproducible.

Aunque aquí las métricas térmicas se emplean como complemento, el sistema es flexible y puede adaptarse a análisis más específicos según la aplicación. Por ejemplo, permite estudiar simetrías térmicas, seguir variaciones relacionadas con emociones o evaluar procesos fisiológicos asociados a estrés, fatiga o relajación, manteniendo su utilidad en distintos contextos de salud e investigación biomédica.

3.4.1. Generación del informe

Al concluir el análisis térmico, el sistema genera automáticamente un informe que organiza los resultados de manera clara y fácil de entender, sin que el usuario necesite conocimientos técnicos. Antes de crear el reporte, se definió un esquema de numeración y etiquetado para las regiones del rostro y las manos, de manera que cada zona segmentada se vincule correctamente con los valores de temperatura obtenidos. Por ejemplo, en el rostro se identifican la frente (zona 1), las mejillas (zonas 2 y 3), la nariz (zona 4) y el mentón (zona 5), mientras que en las manos se aplica un criterio similar para las falanges, la palma y el dorso. Este procedimiento asegura que los datos sean consistentes y facilita la interpretación, incluso cuando se procesan muchas imágenes. Siguiendo esta numeración, el sistema recopila automáticamente los datos térmicos y genera un informe en PDF, que incluye una tabla con las métricas organizadas según las regiones establecidas. La creación del documento se realiza mediante una biblioteca de Python que combina los resultados numéricos con su presentación textual. Una vez completado el procesamiento en la nube, el usuario puede descargar el informe directamente desde la plataforma web, cerrando así el ciclo del análisis desde la captura de la imagen hasta la obtención del resultado final.

3.5. Servidor y página en la nube

La plataforma web creada actúa como la interfaz principal del sistema, permitiendo que el usuario interactúe directamente y de una manera fácil de usar. Su función principal es facilitar la carga de imágenes termográficas y ejecutar automáticamente la segmentación y el análisis térmico. Al finalizar, el sistema genera la visualización de la segmentación y brindará la posibilidad de descargar el informe en PDF con los resultados, todo esto sin requerir la instalación de software adicional en el dispositivo del usuario.

3.5.1. Estructura general

La interfaz consta de dos partes principales:

1. Carga de imagen: el usuario puede seleccionar o arrastrar una imagen termográfica que siga el protocolo de adquisición de imágenes en formato JPG o PNG.
 - Una vez cargada, se muestra una vista previa de su imagen y se habilita el botón “Procesar Imagen”. Este proceso se gestiona completamente en la nube.
2. Tras el procesamiento, el sistema despliega dos secciones de análisis:
 - Análisis de rostro, donde se muestran los resultados de segmentación y el enlace al informe PDF correspondiente.
 - Análisis de manos, con sus resultados equivalentes.

La interfaz incluye un sistema de pestañas (tabs) que permite alternar entre ambas visualizaciones, sin recargar la página.

3.5.2. Comunicación cliente-servidor

Una vez que se cargue la imagen, el navegador la empaqueta y la envía al servidor a través de una comunicación ligera y segura con el backend. El servidor, desplegado en la nube, recibe la imagen y ejecuta el modelo de detección y segmentación correspondiente. Con base al procesamiento, el sistema genera los siguientes resultados:

- **Imágenes procesadas** del rostro y las manos con las regiones de interés correctamente delimitadas.
- **Reportes térmicos en formato PDF**, que incluyen las métricas de temperatura promedio, máxima y mínima para cada zona segmentada.

Una vez completado el análisis, el servidor devuelve al cliente un objeto JSON con las rutas de acceso a cada resultado. Con esta información, la aplicación actualiza dinámicamente el contenido mostrado en el navegador, evitando recargas completas de página y mejorando la fluidez del uso.

Durante el procesamiento, se activa un overlay de carga (“Procesando imagen...”) que bloquea temporalmente la interfaz y muestra una animación de progreso. Esto no solo brinda una mejor experiencia de usuario, sino que también evita múltiples solicitudes simultáneas al servidor.

3.5.3. Entorno de despliegue

El sistema desarrollado fue desplegado en un entorno PaaS (Platform as a Service) proporcionado por Render, el cual permite la ejecución de aplicaciones web mediante instancias contenerizadas bajo Docker. Esta plataforma fue seleccionada por su facilidad de integración con repositorios GitHub y por ofrecer un flujo automatizado de Integración y Despliegue Continuo (CI/CD), lo que garantiza la actualización inmediata del sistema tras cada modificación en el código fuente. La instancia utilizada corresponde a un servicio web con CPU compartida, 512 MB de memoria RAM y 1 GB de almacenamiento SSD, alojada en la región de Oregon, Estados Unidos. Render asigna un subdominio bajo la extensión `.onrender.com`, administrando automáticamente los certificados SSL/TLS mediante Let’s Encrypt para mantener una comunicación segura entre el cliente y el servidor. Además, soporta los protocolos HTTP/1.1, HTTP/2 y WebSockets, e implementa una protección básica contra ataques DDoS, junto con un sistema de gestión de variables de entorno para almacenar credenciales y claves de acceso de forma segura. El proceso de despliegue se realiza directamente desde el repositorio de GitHub, donde cada push en la rama principal desencadena la construcción y publicación automática del contenedor Docker. En el plan gratuito, los builds se ejecutan en runners compartidos sin almacenamiento en caché, lo que implica una descarga completa de dependencias en cada compilación. El entorno utiliza un sistema de archivos efímero, por lo que los datos locales no son persistentes entre reinicios o actualizaciones. Por sus características, Render ofrece una infraestructura eficiente y de bajo costo, adecuada para la etapa de desarrollo y validación del sistema propuesto. Su facilidad de integración con herramientas de visión artificial, su soporte nativo para contenedores Docker y su despliegue rápido en la nube justifican su elección frente a alternativas más complejas como AWS, Azure o Google Cloud, las cuales, aunque ofrecen mayor escalabilidad, implican costos y configuraciones más elevados para un entorno experimental.

4. Resultados y discusión

4.1. Evaluación del sistema propuesto

Se recopilaron 448 imágenes termográficas, de las cuales 220 corresponden a capturas realizadas antes de la sesión de yoga y 228 a capturas posteriores. La elección de la actividad física de yoga se fundamenta en que esta práctica induce cambios medibles posterior a la actividad, entre ellos variaciones en la temperatura del rostro y las manos asociadas con la relajación y la modulación del sistema nervioso autónomo.

Estas imágenes resultaron siendo la base de datos experimental para validar el modelo de segmentación y análisis térmico propuesto, pudiendo de esta manera observar diferencias reales entre distintos estados fisiológicos.

Cuadro 6: Distribución de imágenes capturadas en el estudio.

Condición	Cantidad de imágenes	Porcentaje
Antes de la sesión de yoga	220	49.1 %
Después de la sesión de yoga	228	50.9 %
Total	448	100 %

4.2. Resultados de segmentación en manos

En la Figura 20 se muestran dos ejemplos de imágenes capturadas antes de la sesión de yoga. Se puede apreciar que la detección de las manos fue algo más complicada debido a la baja temperatura superficial, pero gracias al protocolo de adquisición implementado, se lograron mantener condiciones de captura estables, lo que permitió al sistema identificar correctamente las zonas de interés y realizar una segmentación precisa, que bajo otro escenario hubiera complicado la detección de las manos.

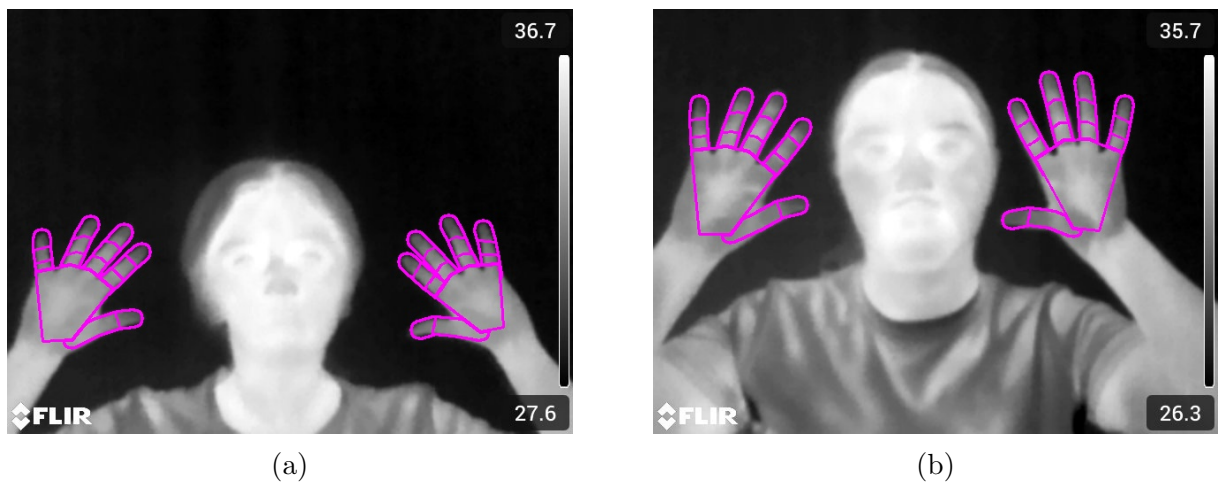


Figura 20: Se puede apreciar en la Figura a) y b) ejemplos de una correcta segmentación de manos antes de actividad física (autoría propia).

En la figura 21 se observan ejemplos de segmentación correcta de las manos una vez realizada la práctica de yoga. Se observa un aumento notable en la temperatura, lo que facilitó la detección precisa de los contornos y las falanges.

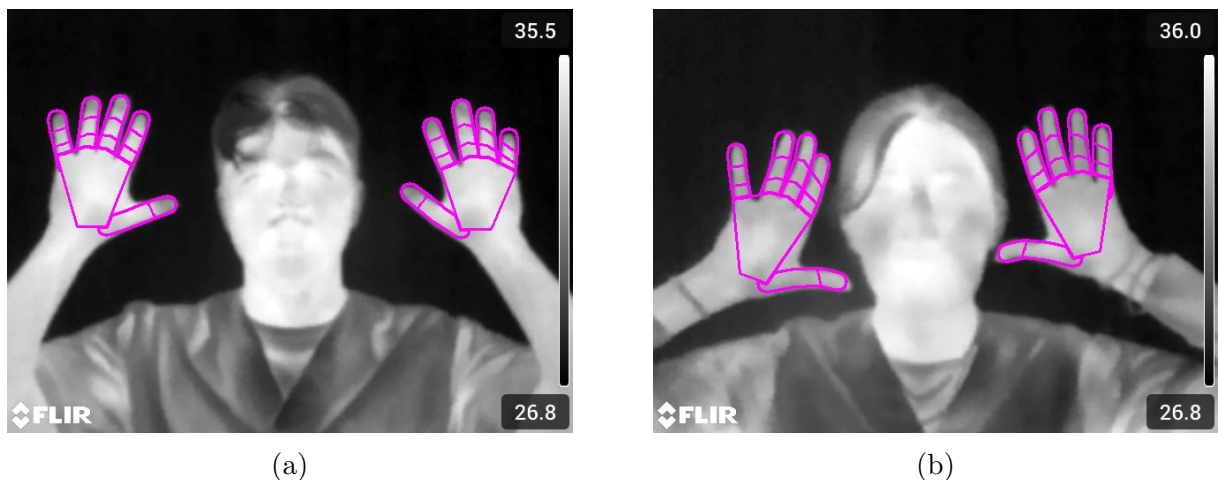


Figura 21: En la Figura a) y b) se muestran ejemplos de correcta segmentación de manos después de actividad física (autoría propia).

4.3. Resultados de segmentación en rostro

En la Figura 22 se aprecian los resultados de la segmentación facial antes de la actividad física. El sistema logró identificar correctamente las zonas, incluso en imágenes donde el rostro no estaba totalmente frontal.

Estos resultados demuestran la capacidad del modelo MediaPipe Face Mesh para mantener un desempeño estable, ya que, pese a haber sido entrenado originalmente con imágenes

RGB, mostró una adaptación aceptable al trabajar con imágenes termográficas en escala de grises.

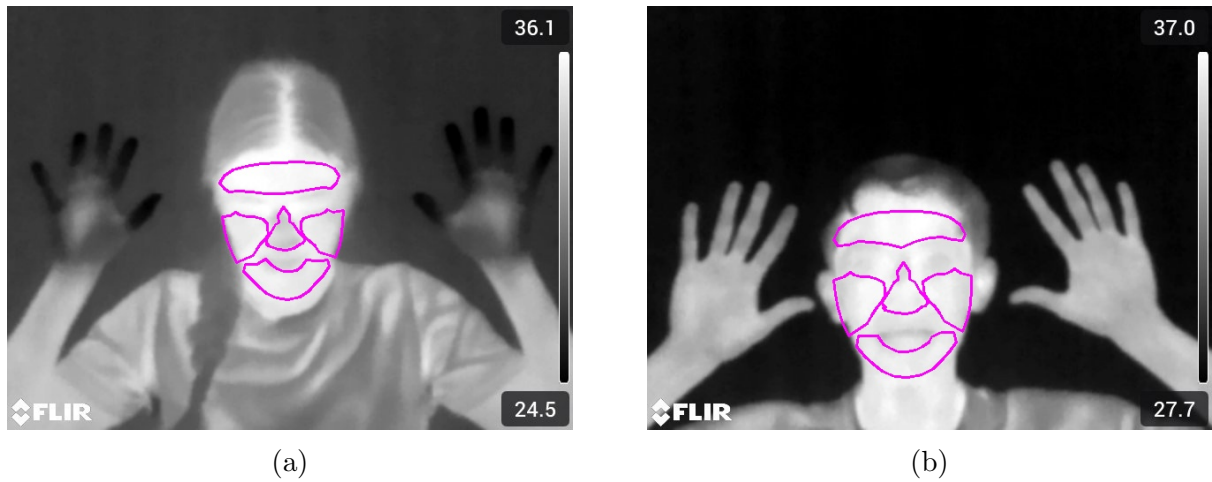


Figura 22: Se muestra en la Figura a) que a pesar de no estar mirando de frente la persona, el modelo logra identificar y segmentar correctamente, en cambio en la Figura b) el resultado es correcto al haber seguido el protocolo (autoria propia).

En la Figura 23, que muestra las imágenes capturadas después de la sesión de yoga, el sistema logró conservar una segmentación estable y precisa, evidenciando su fiabilidad incluso cuando las diferencias térmicas entre condiciones fueron mínimas.

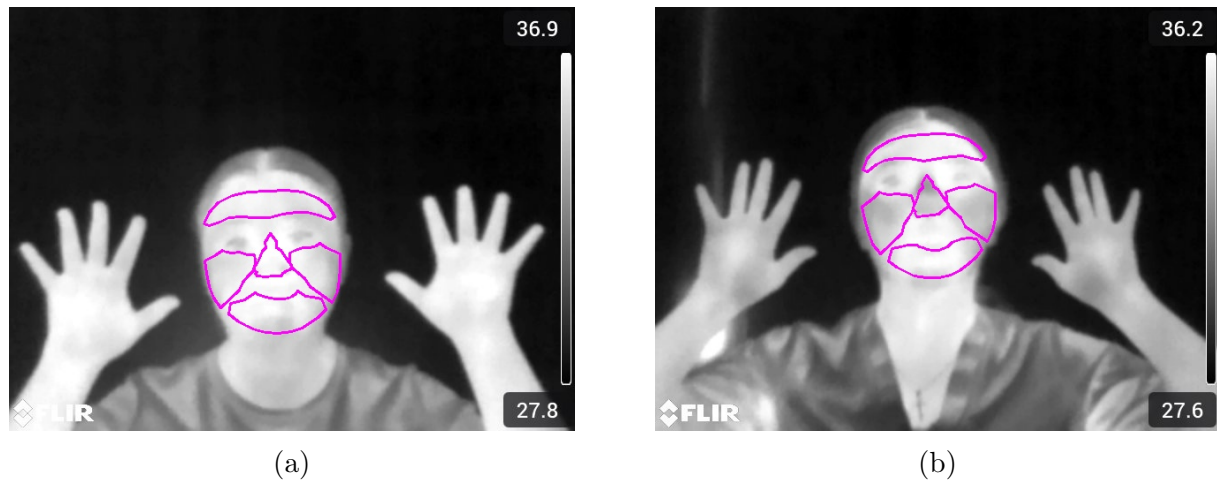


Figura 23: En la Figura a) y b) se logra identificar y segmentar correctamente las zonas después de hacer la actividad física. (autoria propia)

4.4. Casos de segmentación incorrecta

En la Figura 24, se muestran ejemplos de detección incorrecta en manos. En la Figura 24a, la mano derecha no fue detectada debido a una temperatura superficial baja, similar a la del fondo, lo que impidió la identificación de puntos característicos. En la Figura 24b, una de las manos aparece parcialmente fuera del encuadre y la otra cubierta parcialmente por la ropa, provocando una segmentación imprecisa.

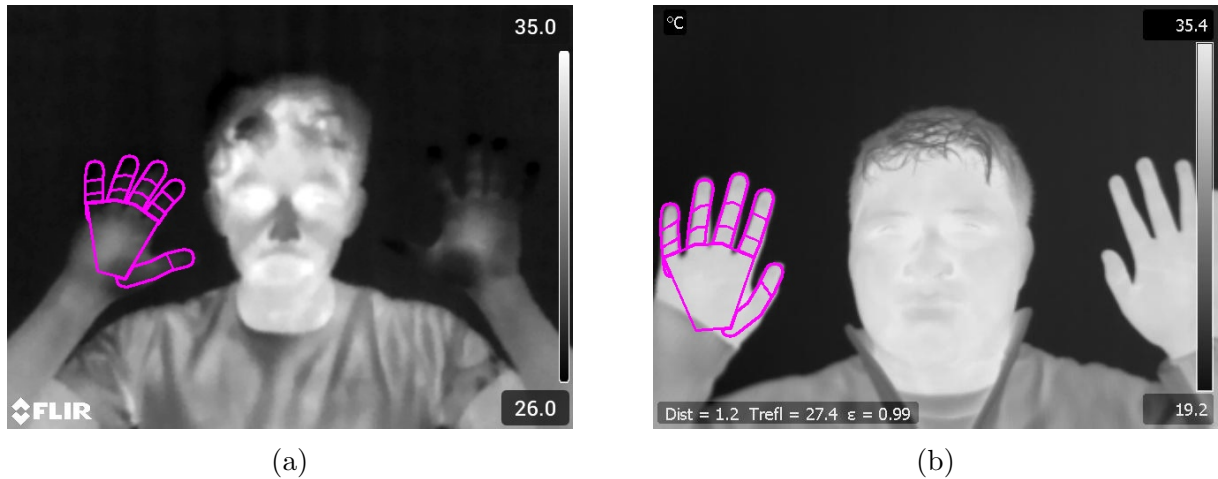


Figura 24: Imágenes que muestran la incorrecta segmentación de las manos.

Aun así, estos casos confirman que el sistema evita procesamiento erróneos y que su desempeño depende directamente del cumplimiento del protocolo de adquisición.

En la Figura 25 se presentan ejemplos de segmentación errónea en la detección del rostro, donde se observó un claro ejemplo de mayor error en comparación con las manos. A pesar de que en la mayoría de los casos se cumplió correctamente con el protocolo de adquisición de imágenes, existen situaciones particulares que afectaron el rendimiento del modelo.

En la Figura 25a se observa que el sistema no logró generar el mallado facial, incluso después del procesamiento de imagen mediante CLAHE, lo cual se atribuye principalmente a limitaciones en el contraste térmico de la imagen. Dado que las imágenes empleadas son termográficas en escala de grises, las diferencias de intensidad entre las distintas zonas del rostro pueden ser demasiado sutiles, dificultando que el modelo MediaPipe Face Mesh (entrenado originalmente con imágenes RGB) identifique con precisión los puntos de referencia faciales. Como resultado, el sistema no logra trazar las zonas correspondientes, generando una segmentación incompleta o ausente.

En la Figura 25b se observa un incumplimiento parcial del protocolo de adquisición, dado que el participante mantiene una mano cubriendo parcialmente el rostro. Esta obstrucción impidió que el modelo identificara todos los puntos faciales necesarios para la segmentación. Frente a esta situación, el sistema está diseñado para saltar el procesamiento de la imagen, evitando así generar resultados incompletos o incorrectos en el informe final. Los resultados

obtenidos evidencian que, aunque el sistema presenta una alta efectividad global, su desempeño en la segmentación del rostro depende de manera significativa de la calidad térmica de la imagen, del contraste entre las regiones anatómicas y del cumplimiento estricto del protocolo de adquisición. Estos factores terminan siendo fundamentales para asegurar una detección precisa de las zonas faciales y constituyen elementos clave a considerar en futuras mejoras del modelo o en la optimización del algoritmo para su uso en imágenes térmicas.

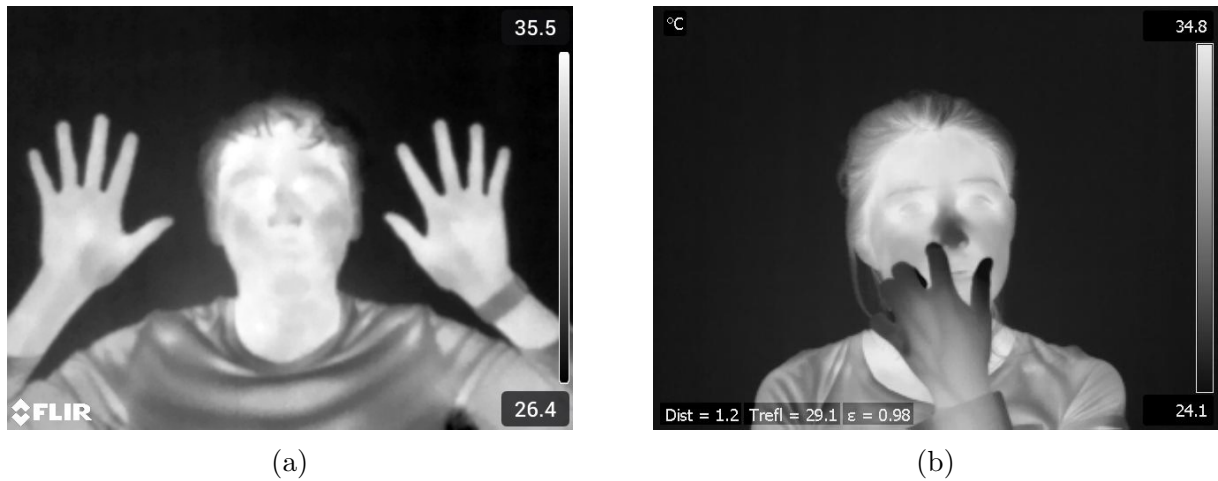


Figura 25: Imágenes que muestran la incorrecta segmentación del rostro.

4.5. Interfaz de la página web

La plataforma web actúa como la interfaz principal del sistema, facilitando la interacción directa del usuario con el modelo de procesamiento alojado en la nube. Se desarrolló utilizando HTML, CSS y JavaScript, priorizando la ligereza, la compatibilidad multiplataforma y la usabilidad.

La interfaz posee un diseño responsive, lo que garantiza su correcta visualización en diversos dispositivos (computadoras o móviles). Su estructura se basa en componentes funcionales, donde cada sección está diseñada para un paso específico dentro del flujo de análisis (Figura 26).



Figura 26: Interfaz principal de la página web desarrollada (autoría propia).

La interfaz consta de dos bloques principales:

1. **Carga de imagen:** el usuario puede seleccionar o arrastrar una imagen termográfica en formato JPG o PNG. Una vez cargada, se muestra una vista previa y se habilita el botón “Procesar Imagen”.
2. **Visualización de resultados:** tras el procesamiento, se presentan los resultados de segmentación y el enlace al informe térmico correspondiente en formato PDF. La navegación entre secciones se realiza mediante un sistema de pestañas dinámicas sin recargar la página.

Durante el procesamiento se activa un mensaje de estado (*overlay*) con el texto “Procesando imagen...”, el cual bloquea temporalmente la interfaz para prevenir solicitudes simultáneas y comunicar al usuario el progreso del análisis.

4.6. Funcionamiento del sistema en la nube

La Figura 27 muestra el funcionamiento del sistema completo desplegado en la nube, el cual permite procesar imágenes termográficas directamente desde la plataforma web desarrollada. A través de esta interfaz, el usuario puede cargar una imagen, iniciar el proceso de detección y segmentación automática de las zonas de interés (rostro y manos) y descargar el reporte térmico generado en formato PDF. El sistema fue implementado en un servidor Render, una plataforma en la nube que aloja y ejecuta aplicaciones web containerizadas bajo Docker, permitiendo la integración directa con el repositorio del proyecto mediante un flujo

de Integración y Despliegue Continuo (CI/CD). Esta infraestructura permite que el procesamiento y la generación de informes se lleven a cabo de forma remota y segura, eliminando la dependencia de un equipo o software local.

En pruebas reales, el sistema demostró ser eficiente, obteniendo el informe final en un tiempo promedio de 1.5 minutos. Este intervalo cubre desde la carga de la imagen hasta la ejecución de los modelos y la generación del reporte, confirmando su adecuación para análisis en tiempo casi real.

El servidor (Render, plan gratuito) mantiene un funcionamiento estable en sesiones activas, con un uso moderado de recursos (512 MB de RAM). La única limitación observada es la entrada a modo de suspensión tras 15 minutos de inactividad, lo cual no impactó la operatividad durante las pruebas.

La plataforma resultó intuitiva y fácil de usar, requiriendo únicamente que el usuario seleccione una imagen y active el procesamiento para obtener los resultados. La información se presenta de manera organizada y el informe generado puede descargarse con un solo clic. En conjunto, el sistema demuestra tanto la viabilidad técnica del modelo de segmentación y análisis térmico como su aplicabilidad práctica, ofreciendo una herramienta funcional, accesible y reproducible para el procesamiento de imágenes termográficas en entornos biomédicos y de investigación.



Figura 27: Resultado mostrado tras el envío de una imagen para su segmentación y análisis térmico (autoría propia).

4.7. Validación de la segmentación

La validación de la segmentación se llevó a cabo mediante un análisis visual de cada imagen, comprobando que las áreas detectadas correspondieran correctamente con las regiones anatómicas previstas. Se consideró como segmentación correcta aquella en la que los polígonos

generados abarcaban con precisión las zonas definidas (por ejemplo, contorno facial, falanges y palma de ambas manos).

La efectividad total del proceso de segmentación (E) se calculó mediante la siguiente expresión:

$$E = \frac{N_{\text{Correctas}}}{N_{\text{Total}}} \times 100$$

(Ec. 5)

donde $N_{\text{Correctas}}$ representa el número de imágenes correctamente segmentadas y N_{Total} el total de imágenes analizadas.

Aplicando esta ecuación a los resultados obtenidos:

$$E_{\text{rostro}} = \frac{383}{448} \times 100 = 85 \%$$

$$E_{\text{manos}} = \frac{430}{448} \times 100 = 96 \%$$

Los resultados obtenidos mostraron un desempeño satisfactorio en ambas regiones analizadas:

- Precisión de segmentación en rostro: 85 %
- Precisión de segmentación en manos: 96 %

Las diferencias de rendimiento se atribuyen principalmente a la variabilidad en las posturas faciales, la presencia de oclusiones parciales (como cabello o inclinación del rostro), el enfoque de la cámara y ligeros cambios en la iluminación térmica.

En contraste, las manos presentaron mayor uniformidad posicional, lo que permitió una segmentación más estable y precisa.

5. Conclusiones

Se logró establecer un protocolo de adquisición de imágenes que garantiza la reproducibilidad y consistencia térmica entre sesiones. Este protocolo permitió mantener condiciones controladas del lugar, de la cámara y del sujeto, asegurando una base confiable para el procesamiento posterior.

La implementación del protocolo posibilitó la construcción de una base de datos estructurada y de alta calidad, con capturas térmicas faciales y de manos que cumplieron los criterios de uniformidad establecidos. Esta base fue indispensable para la evaluación del rendimiento del modelo de segmentación y para validar la coherencia del procesamiento automatizado bajo distintas condiciones térmicas.

El sistema de segmentación basado en MediaPipe Face Mesh y MediaPipe Hands alcanzó una detección precisa del 85 % en rostro y 96 % en manos, demostrando la viabilidad de adaptar modelos entrenados con imágenes RGB al dominio térmico. A pesar de las particularidades de textura y contraste inherentes a la termografía infrarroja, la etapa de preprocesamiento, la cual esta basada en filtros y en la aplicación del algoritmo CLAHE, permitió realzar los rasgos térmicos y favorecer la detección de landmarks faciales y de manos.

Además, se implementó un módulo de análisis térmico completamente automatizado, encargado de calcular la temperatura promedio de cada región detectada y generar un informe en formato PDF. Este documento presenta de manera clara los datos térmicos de cada zona anatómica, permitiendo interpretar los resultados de forma rápida y sin necesidad de conocimientos técnicos avanzados.

La plataforma web, desarrollada con HTML, CSS y JavaScript, funcionó como el acceso principal al sistema de visión artificial, permitiendo al usuario cargar imágenes térmicas, procesarlas directamente en línea y descargar el informe generado. La interfaz demostró ser simple, funcional y fácil de usar, facilitando el manejo del sistema desde cualquier dispositivo con conexión a Internet. Gracias a la integración con Render, el sistema se desplegó en la nube, asegurando su ejecución remota y su disponibilidad como servicio web. Aunque el plan gratuito presenta limitaciones, como suspensión por inactividad y tiempos de cold start, el rendimiento obtenido resultó adecuado para análisis casi en tiempo real, validando la eficacia del enfoque adoptado.

El desarrollo del sistema de análisis térmico con visión artificial evidenció que es posible combinar procesamiento de imágenes, aprendizaje automático y servicios en la nube para la detección, segmentación y evaluación de regiones anatómicas. Se estableció un flujo completo que abarca desde la adquisición controlada de imágenes hasta la generación del informe final, dando lugar a un sistema integral, reproducible y funcional.

Los resultados muestran que MediaPipe se adapta de manera eficiente al análisis de imágenes térmicas cuando se aplican técnicas de preprocesamiento apropiadas. De igual manera, la integración de visión artificial con plataformas IoMT facilita el desarrollo de herramientas accesibles, escalables y útiles para investigación biomédica y el monitoreo psicofisiológico.

5.1. Prospectivas

De cara al futuro, se busca optimizar el sistema para disminuir los tiempos de procesamiento, aprovechando técnicas de paralelización y mejoras en los modelos, con el objetivo de lograr un funcionamiento en tiempo real. Además, se planea desarrollar una interfaz web más sólida y flexible, capaz de mantener un rendimiento estable en distintos dispositivos y bajo diversas condiciones de conectividad. También se contempla incluir un módulo que permita almacenar las imágenes procesadas junto con los resultados generados, facilitando su consulta y análisis posterior.

Otro punto relevante consiste en la integración del sistema con plataformas del Internet de las Cosas Médicas (IoMT) y con bases de datos clínicas, permitiendo un análisis remoto y su consulta por parte de personal especializado. Finalmente, se plantea la incorporación de modelos avanzados de aprendizaje profundo que combinen información térmica, visual y fisiológica, con el fin de dotar al sistema de capacidades multimodales que favorezcan investigaciones más completas y contribuyan al estudio no invasivo del estado psicofisiológico humano.

6. Referencias

- Ali, M. A. S., Meselhy Eltoukhy, M., Rajeeva P. P., F., & Gaber, T. (2023). Efficient thermal face recognition method using optimized curvelet features for biometric authentication [<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0287349>]. *PLOS ONE*, 18, 1-33.
- Antonaci, F., Rossi, E., Voiticovschi-Iosob, C., Dalla Volta, G., & Marceglia, S. (2018). Frontal infrared thermography in healthy individuals and chronic migraine patients: Reliability of the method. *Cephalalgia*, 39(4), 489-496. <https://doi.org/10.1177/0333102418788341>
- Ávila Trigueros, J. R. (2023). *Termografía superficial: un enfoque nuevo en la implementación de técnicas de visualización en aplicaciones médicas* [Tesis de Maestría]. Universidad Nacional Autónoma de México [Director de tesis: Dr. Salvador Enrique Sánchez Miñero].
- Baran, K. (2021). Stress detection and monitoring based on low-cost mobile thermography. *Procedia Computer Science*, 192, 1102-1110. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.113>
- Briones Pérez, M. N. (2023, ene). *Detección de emociones usando inteligencia artificial para la recomendación personalizada de bebidas* [Tesis de Maestría en Ciencias de la Computación]. Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional [Defendida el 19 de enero de 2023. Jurado: Dr. Grigori Sidorov (Presidente), Dr. Miguel Jesús Torres Ruiz (Secretario), Dr. Marco Antonio Moreno Armendáriz (Director), Dr. Francisco Hiram Calvo Castro (Co-director), M. en C. José Eduardo Valdez Rodríguez (Vocal), Dr. Rolando Menchaca Méndez (Suplente).].
- Cardone, D., Cerritelli, F., Chiacchiaretta, P., et al. (2023). Facial functional networks during resting state revealed by thermal infrared imaging [<https://doi.org/10.1007/s13246-023-01321-9>]. *Phys Eng Sci Med*, 46(8), 1573-1588.
- Chan, J., & Auffermann, W. F. (2022). Artificial Intelligence in the Imaging of Diffuse Lung Disease. *Radiologic Clinics of North America*, 60(6), 1033-1040. <https://doi.org/10.1016/j.rcl.2022.06.014>
- Chaudhari, D. A., & Umamaheswari, E. (2021). A new adaptive XOR, hashing and encryption-based authentication protocol for secure transmission of the medical data in Internet of Things (IoT). *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, 66(1), 91-105. <https://doi.org/10.1515/bmt-2019-0123>
- Chou, Y.-C., & Yao, L. (2009). Automatic Diagnostic System of Electrical Equipment Using Infrared Thermography. *2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, 155-160. <https://doi.org/10.1109/SoCPaR.2009.41>
- De Madrid, C. (2011). *Guía de la termografía infrarroja: Aplicaciones en ahorro*. Comunidad de Madrid. <https://www.madrid.org>
- de Radiocomunicaciones de la UIT, S. (2011). Recomendación UIT-R BT.601-7 (03/2011) – Parámetros de codificación de televisión digital para estudios con formatos de imagen normal 4:3 y de pantalla ancha 16:9 [<http://www.itu.int/publ/R-REC/es>].
- Fernández, J., Albayay, J., Gálvez-García, G., Iborra, O., Huertas, C., Gómez-Milán, E., & Caballo, V. E. (2023). Facial infrared thermography as an index of social anxiety

- [<https://doi.org/10.1080/10615806.2023.2199209>]. *Anxiety, Stress, & Coping*, 37(1), 114-126.
- 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. *Infrared Physics & Technology*, 71, 28-55. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2015.02.007>
- Fracasso, B. V., Castro, R. B., Brioschi, M. L., & Malysz, T. (2023). Exploring Facial Thermography Patterns in Women with Chronic Migraine. *J. Clin. Med.*, 12, 7458. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/jcm12237458>
- Gómez-Arteaga, N., Fandiño-Toro, H., Henao-Higueta, M. C., Rondón-Payares, K., & Díaz-Londoño, G. (2023). An application based on the analysis of thermograms to calculate the thermographic index for pain and swelling assessment. *Medical Engineering & Physics*, 119, 104029. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2023.104029>
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing*. Pearson.
- Gulnerman, E. K., Irmakci, I., Bagci, U., & Gulnerman, E. K. (2022). Musculoskeletal MRI Image Segmentation with Artificial Intelligence.
- Guzaitis, J., Kadusauskiene, A., & Raisutis, R. (2021). Algorithm for Automated Foot Detection in Thermal and Optical Images for Temperature Asymmetry Analysis [<https://doi.org/10.3390/electronics10050571>]. *Electronics*, 10, 571. <https://doi.org/10.3390/electronics10050571>
- Hernández Pérez, L. A. (2022, noviembre). *Método para la detección de emociones mediante el análisis de expresión facial en videos de evaluación de la experiencia de usuario* [Tesis de Maestría]. Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, Tecnológico Nacional de México [Publicada el 30 de noviembre de 2022].
- Hernández Rosales, D. E. (2017). *Modelado de la capacidad funcional articular de la mano usando algoritmos de inteligencia artificial en pacientes con artritis reumatoide* [Tesis de Maestría]. Universidad Autónoma de Guerrero.
- Inouye, D. I. (2022). WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE? [<http://www.cs.cmu.edu/~15780/slides/intro.pdf>].
- Jaramillo-Quintanar, D., Cruz-Albarran, I. A., Dominguez-Trejo, B., Rodriguez-Medina, D. A., & Morales-Hernandez, L. A. (2022). Face Thermal Map of the Mexican Population in the Basal State. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19, 14208. <https://doi.org/10.3390/ijerph192114208>
- Jaramillo-Quintanar, D., Gomez-Reyes, J. K., Morales-Hernandez, L. A., Dominguez-Trejo, B., Rodriguez-Medina, D. A., & Cruz-Albarran, I. A. (2024). Automatic Segmentation of Facial Regions of Interest and Stress Detection Using Machine Learning [<https://doi.org/10.3390/s24010152>]. *Sensors*, 24(1), 152.
- Klette, R. (2015). *Undergraduate Topics in Computer Science* [www.springer.com/series/7592]. Springer.
- Ko, Y., Nasridinov, A., & Park, S. (2024). Real-time AI posture correction for powerlifting exercises using YOLOv5 and MediaPipe. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3516723>

- Kopaczka, M., Kolk, R., Schock, J., Burkhard, F., & Merhof, D. (2019). A Thermal Infrared Face Database With Facial Landmarks and Emotion Labels. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 68(5), 1389-1401. <https://doi.org/10.1109/TIM.2018.2884364>
- Kumar, P., Gaurav, A., Rajnish, R. K., Sharma, S., Kumar, V., Aggarwal, S., & Patel, S. (2022). Applications of thermal imaging with infrared thermography in Orthopaedics. *Journal of Clinical Orthopaedics & Trauma*, 24. <https://doi.org/10.1016/j.jcot.2021.101722>
- Livada, Č., Glavaš, H., Baumgartner, A., & Jukić, D. (2023). The Dangers of Analyzing Thermographic Radiometric Data as Images [<https://doi.org/10.3390/jimaging9070143>]. *J. Imaging*, 9(7), 143.
- Lu, J., Zhao, C., Jiang, Z., Guan, S., Qian, Y., & Xia, D. (2011). Research of infrared thermal on-line detection technology of zero resistance insulator. *Proceedings of 2011 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference*, 1390-1393. <https://doi.org/10.1109/CSQRWC.2011.6037224>
- Molina López, A. (2021). La importancia de la Salud Mental [VCI-21].
- Muniz, P. R., Simão, J., Nunes, R. B., Campos, H. L. M., Santos, N. Q., Ninke, A., & Lemos, J. T. (2022). Temperature thresholds and screening of febrile people by non-contact measurement of the face using infrared thermography – A methodology proposal [<https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2022.100513>]. *Sensing and Bio-Sensing Research*, 37, 100513.
- Nagrath, P., Jain, R., Madan, A., Arora, R., Kataria, P., & Hemanth, J. (2021). Corrigendum to “SSDMNV2: A real time DNN-based face mask detection system using single shot multibox detector and MobileNetV2” [<https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102964>]. *Sustainable Cities and Society*, 71, 102964.
- Pokharel, A., Luitel, N., Khatri, A., Khadka, S., & Shrestha, R. (2024). Review on the evolving role of infrared thermography in oncological applications. *Infrared Physics & Technology*, 140, 105399. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2024.105399>
- Rahmani, A., Niknafs, B., Naseri, M., Nouri, M., & Tarighat-Esfanjani, A. (2022). Effect of Nigella Sativa Oil on Oxidative Stress, Inflammatory, and Glycemic Control Indices in Diabetic Hemodialysis Patients: A Randomized Double-Blind, Controlled Trial. <https://doi.org/10.1155/2022/2753294>
- Richmond, S., Howe, L. J., Lewis, S., Stergiakouli, E., & Zhurov, A. (2018). Facial Genetics: A Brief Overview. *Frontiers in Genetics*, 9. <https://doi.org/10.3389/fgene.2018.00462>
- Rocha Salinas, E., Lara Castellano, J. P., & Gomez Garcia, P. (2012). *ESTÉTICA DE MANOS Y PIES*.
- Sánchez-Callejas, F., Rios-Carbajal, E. R., Morales-Hernández, L., & Cruz-Albarran, I. A. (2023). Sistema No Invasivo de Monitoreo de Temperatura en la Punta del Dedo Medio de las Manos Basado en IoT [Artículo técnico en desarrollo o pendiente de publicación].
- Shelke, S. M., Pathak, I. S., Sangai, A. P., Lunge, D. V., Shahale, K. A., & Vyawahare, H. R. (2023). A Review Paper on Computer Vision. *International Journal of Advanced*

- Research in Science, Communication and Technology*, 673-677. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-8901>
- Snell, J., & Renowden, J. (2002). Improving results of thermographic inspections of electrical transmission and distribution lines.
- Stokholm, J., Ahmed, A. A. B. O., Birkmose, L. K. H., Csillag, C., Kjær, T. W., & Christensen, T. (2021). Facial skin temperature in acute stroke patients with delirium – A pilot study [<https://doi.org/10.1016/j.jns.2021.120036>]. *Journal of the Neurological Sciences*, 431, 120036.
- System, F. (2014). FLIR E80 Pro Thermal Imaging Camera For Critical Equipment Monitoring [www.flir.com].
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications* [<http://szeliski.org/Book/>].
- Trejo-Chavez, O., Amezquita-Sanchez, J. P., Huerta-Rosales, J. R., Morales-Hernandez, L. A., Cruz-Albarran, I. A., & Valtierra-Rodriguez, M. (2022). Automatic Knee Injury Identification through Thermal Image Processing and Convolutional Neural Networks. *Electronics*, 11, 3987. <https://doi.org/10.3390/electronics11233987>
- Wal, P., Wal, A., Verma, N., Karunakakaran, R., & Kapoor, A. (2022). Internet of Medical Things – The Future of Healthcare. *The Open Public Health Journal*, 15(1). <https://doi.org/10.2174/18749445-v15-e221215-2022-142>
- Zhu, C., Li, X., Li, J., Dai, S., & Tong, W. (2022). Reasoning structural relation for occlusion-robust facial landmark localization. *Pattern Recognition*, 122, 108325.

7. Anexos

7.1. a) Producto obtenido

*Proc. of International Conference on Artificial Intelligence, Computer, Data Sciences and Applications (ACDSA 2025)
7-9 August 2025, Antalya-Türkiye*

Automatic segmentation of regions of interest in thermal images in the facial and hand area

1st Carlos Eugenio Garduno-Ramon <i>Autonomous University of Queretaro</i> <i>Faculty of Engineering</i> Queretaro, Mexico ceugenio@gmail.com	2nd Irving A. Cruz-Albarran <i>Autonomous University of Queretaro</i> <i>Faculty of Engineering</i> Queretaro, Mexico irving.cruz@uaq.mx	3rd Marco Antonio Garduño-Ramón <i>Autonomous University of Queretaro</i> <i>Faculty of Engineering</i> Queretaro, Mexico marco.garduno@uaq.mx	4th Luis A. Morales-Hernandez <i>Autonomous University of Queretaro</i> <i>Faculty of Engineering</i> Queretaro, Mexico luis.morales@uaq.mx
---	--	--	---

Abstract—Image processing in the healthcare field has evolved significantly, making it a widely used tool today. Systems for detecting regions of interest are employed in various areas such as medicine and psychology due to their versatility. This work presents an automatic system for detecting and segmenting facial and hand regions of interest in thermographic images. The proposed methodology employs MediaPipe to identify anatomical key points on the face and hands, from which image processing techniques are applied to delineate regions such as the forehead, cheeks, nose, chin, philtrum, palms, and finger phalanges. Unlike other manual or semi-automatic systems, the proposed method enables fully automatic segmentation from a single thermographic image. The system was evaluated on a dataset comprising 10,566 facial and 311 hand thermographic images. Due to the exploratory nature of this study and the limited number of hand images, the dataset was used in full for evaluation without a separate training or validation split. The method achieved a segmentation accuracy of 77% for the face and 69% for the hands, assessed manually. While promising, these results lack validation with standard metrics such as Intersection over Union (IoU) or Dice coefficient. Future work will include dataset partitioning, metric-based evaluation, and thermal-specific model adaptation to improve segmentation robustness in biomedical applications.

Index Terms—Zone segmentation, MediaPipe, landmark face, image processing, thermography

I. INTRODUCTION

Image processing is widely used in fields like medicine, psychology, and industry for extracting relevant visual information. While manual and semi-automatic segmentation methods require user input, fully automatic systems like the one proposed enable region detection and segmentation without intervention, supporting tasks from diagnosis (e.g., posture evaluation, melanoma detection) to quality control. Within image analysis, segmentation plays a critical role by enabling precise delineation of regions of interest. In thermographic imaging, segmentation reveals invisible thermal patterns, yet accurately identifying facial and hand regions remains difficult due to acquisition variability and the

lack of automated methods.

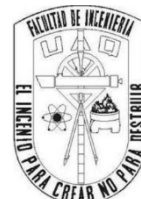
Image processing has advanced remarkably, enabling the development of systems for face and hand detection. MediaPipe was selected in this work due to its low computational cost, real-time performance, and ease of integration. Although primarily trained on RGB images, we explored its applicability to thermal data without retraining—a practical but underexplored approach in thermal image analysis. MediaPipe has been validated in clinical settings for tracking 3D movements of hands and fingers, demonstrating its usefulness in assessing manual dexterity in digital health contexts [1]. In the thermal domain, segmentation of hand images using classical and quantum machine learning techniques has supported rheumatoid arthritis diagnosis [2]. Another study proposed pose-invariant face segmentation based on pixel intensity modeling and active contours [3]. UNet enhancements have improved thermal facial segmentation in livestock monitoring [4]. Other works focus on ROI selection and optimization regardless of shape complexity [5]. Thermography has also been applied to assess wrist temperature asymmetries during repetitive tasks [6], and to evaluate infection severity and wound healing in dermatology [7].

Artificial intelligence has become increasingly relevant in thermography, particularly for automatic emotion detection using machine learning and deep learning. Studies using databases such as IRIS, NIST, and VIRI have proposed methods to classify six primary emotions from thermal images [8], while the ThermoFace approach has analyzed facial thermal patterns from over 2,800 participants [9]. Despite this progress, automatic segmentation still presents challenges. Most works focus on emotion classification or general analysis, with limited attention to detailed hand phalange segmentation or multi-region facial detection. Hand temperature analysis often emphasizes global palm regions

7.2. 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 manifestar su interés y, en su caso, aceptar participar, le pedimos que lea este consentimiento detenidamente. No dude en realizar todas las preguntas y aclaraciones que necesite para asegurarse de comprender los objetivos, procedimientos y resultados del estudio, así como los posibles riesgos y beneficios.

Propósito Principal del estudio: Desarrollar un sistema de visión artificial e IoMT que permita la captura de imágenes termográficas, la segmentación automática de regiones de interés faciales y en manos, así como el análisis térmico.

Participantes: La participación en el estudio es completamente voluntaria, y usted tiene la libertad de continuar o retirarse en cualquier momento. Los datos e información que proporcione, así como los obtenidos durante las mediciones, son de su propiedad. Al firmar el consentimiento informado, usted otorga autorización para que esta información sea utilizada con el propósito de contribuir al avance de la investigación.

Tiempo requerido: Aproximadamente 15 minutos por persona para completar la toma de las imágenes termográficas, durante la jornada programada para el día _____ del mes _____ en un horario de las _____ hasta las _____.

Beneficios: Esta investigación no tiene como finalidad generar ningún tipo de beneficio económico, ni para el investigador ni para los colaboradores. Al participar, usted tiene el derecho de solicitar toda la información relacionada con los resultados obtenidos y los análisis derivados de los datos registrados durante el estudio.

Derecho a retirarse del estudio de investigación: Usted puede abandonar el estudio en cualquier momento. Sin embargo, los datos recolectados hasta ese momento seguirán formando parte del estudio, a menos que solicite explícitamente que su información y su identificación sean eliminadas de la base de datos.

Procedimiento: La toma de imágenes termográficas se llevará a cabo bajo la supervisión directa y acompañamiento de un profesional acreditado, 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.

- Este consentimiento informado se adhiere a las directrices establecidas 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:

Ing. Carlos Eugenio Garduño Ramón, 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 expuesto en este documento. El equipo de investigadores a cargo me ha explicado el estudio y ha respondido a mis preguntas. De manera voluntaria, doy mi consentimiento para participar en el proyecto titulado "Sistema de visión artificial basado en IoMT y termografía para análisis térmicos faciales y de manos en aplicaciones de salud."

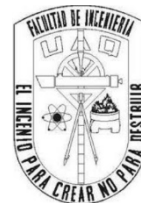
Firma del participante

Preguntas o dudas sobre los derechos como participante en este proyecto, pueden ser dirigidas a: Ing. Carlos Eugenio Garduño Ramón (cgarduno08@alumnos.uaq.mx).

7.3. c) 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 denominado “Sistema de visión artificial basado en IoMT y termografía para análisis térmicos faciales y de manos en aplicaciones de salud”.

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 sólo será para fines académicos y de investigación.

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

Firma del responsable

Preguntas o dudas sobre los derechos como participante en este proyecto, pueden ser dirigidas a: Ing. Carlos Eugenio Garduño Ramón (cgarduno08@alumnos.uaq.mx).

Facultad de ingeniería, UAQ.