

TECNOLÓGICO DE ESTUDIOS SUPERIORES DE IXTAPALUCA  
ORGANISMO PÚBLICO DESCENTRALIZADO DEL GOBIERNO DEL ESTADO DE MEXICO

---

**PROYECTO DE RESIDENCIA PROFESIONAL**

**“SISTEMAS DE REALIDAD AUMENTADA PARA LA EVALUACIÓN DE LA  
TÉCNICA DE LAVADO DE MANOS.”**

**INGENIERÍA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**PRESENTAN:**

**LAGUNA CASTRO YAOTEKATL DE JESUS  
VÁZQUEZ TORRES MANUEL**

**DR. CESAR FABIAN REYES  
MANZANO  
ASESOR TÉCNICO**

**MTRA. MARIA DEL CARMEN  
MAGAÑA GONZÁLEZ  
ASESORA METODOLÓGICA**

**M. EN. SP. OSCAR URIEL TORRES PAEZ  
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS PROFESIONALES**

**FEBRERO, 2025.**

## **DEDICATORIAS**

Yaotekatl de Jesus Laguna Castro

Dedico este trabajo, en primer lugar, a mis padres, Salvador Laguna Rosales y Margarita Rubidia Castro Pacas, quienes han sido pilares fundamentales en mi vida. Su amor, esfuerzo y guía me han impulsado a alcanzar mis metas y superar los desafíos que he enfrentado. Gracias a ellos, estoy donde estoy hoy.

También quiero dedicar este logro a mi hermano, Tokihatl Genaro Laguna Castro, quien ha sido una figura clave en mi formación. Su apoyo incondicional en los momentos más importantes ha sido invaluable.

Agradezco especialmente a mi novia, Lizeth Iturbe Márquez, quien me acompañó durante gran parte de mi formación académica. Su apoyo, aliento y compañía fueron esenciales para superar los momentos de mayor estrés, convirtiéndose un pilar fundamental junto a mi familia. De igual manera, extendiendo mi gratitud a la familia Iturbe Márquez, cuyo respaldo y paciencia fueron cruciales en este proceso, también expreso mi agradecimiento a la familia paterna y materna por su apoyo constante.

Agradezco a Dios por darme la fuerza y la sabiduría necesarias para completar este proyecto y superar cada etapa de mi vida. Sin su guía, nada de esto habría sido posible.

Finalmente, quiero agradecer a mis maestros y compañeros, en especial a mi amigo Luis Enrique Rodríguez Rojas ya que con el compartir logros desde la secundaria y para mí ha sido un privilegio y un honor compartirlos juntos.

A todos ustedes, gracias de corazón.

Manuel Vázquez Torres

Primero me gustaría agradecerle a Dios por permitirme llegar más lejos de lo que alguna vez pude pensar, me dio la fuerza para seguir aun en mis momentos más difíciles, quien bendijo mi camino y que siempre estuvo y está ahí cuando lo necesite.

Quiero dedicarle este trabajo a mi familia, iniciando por mis hermanos Cristina Vázquez Torres, Ana Cecilia Vázquez Torres, Daniel Vázquez Torres y Josue Vázquez Torres que gracias a su apoyo me dieron la motivación y aportaron a que siguiera adelante en mis estudios.

Quiero darles una dedicatoria especial a mis padres, iniciando por mi madre Maria de la Luz Torres Quiroz que siempre estuvo ahí en los momentos donde más necesitaba del apoyo de alguien. Tuvo fe en que saldría adelante y aunque tuviera todo en contra, siempre me apoyó para que tuviera éxito. A mi padre Manuel Bernardino Vázquez Velasco quien sin su apoyo y sacrificio no habría llegado tan lejos, si bien no estuvo en esos momentos, siempre aportó algo para que yo pudiera seguir adelante y terminar la carrera.

A mis amigos José Eduardo Martines Sánchez y Bruno Alejandro Montes Sánchez que estuvieron conmigo en estos años de estudio y me apoyaron en las buenas y en las malas, gracias a su apoyo pude aprender y salir adelante en aquellos momentos críticos. De igual manera a mis compañeros con los que compartí salón y quienes de igual manera me apoyaron y me enseñaron a ser mejor en cada ocasión.

Por último, pero menos importante a los maestros que me enseñaron y tuvieron la paciencia para enseñarme y a mejorar, no solo como alumno o profesionista, sino que también como persona.

## RESUMEN

El presente proyecto tiene como objetivo principal el desarrollo de un sistema automatizado de guía y evaluación para el lavado de manos quirúrgico, utilizando inteligencia artificial (IA) y visión por computadora. El sistema está diseñado para detectar y clasificar en tiempo real los movimientos realizados por el usuario durante el proceso de lavado de manos, mediante el uso de algoritmos avanzados y modelos entrenados con datos provenientes de videos. Para ello, se emplean herramientas de visión por computadora como OpenCV y MediaPipe, que permiten la detección de las manos en tiempo real y el seguimiento de los puntos clave (landmarks) de cada mano, específicamente 21 puntos en total que representan las articulaciones y áreas importantes de la mano.

Los movimientos clave a ser reconocidos incluyen la fricción de palmas, palma sobre dorso, dedos entrelazados, dorso de los dedos, rotación del pulgar y rotación de las puntas de los dedos. Estos movimientos fueron previamente grabados en 12 videos etiquetados, los cuales fueron utilizados tanto para el entrenamiento como para la validación del modelo. A partir de estos videos, se extraen fotogramas que son procesados por el modelo HandLandmarker de MediaPipe, el cual detecta y extrae las coordenadas (X, Y, Z) de los puntos clave de las manos en cada fotograma. Los puntos clave extraídos son visualizados en tiempo real en forma de gráficos y mapas de calor, lo que permite realizar un seguimiento detallado de la evolución de los movimientos a lo largo de la ejecución de cada uno.

El proceso de clasificación de los movimientos se realiza mediante un modelo de machine learning entrenado con los datos obtenidos. Este modelo es capaz de predecir a qué movimiento corresponde cada secuencia de fotogramas extraídos de los videos en tiempo real. La interfaz gráfica del sistema, desarrollada con herramientas como Tkinter y PyQt, presenta un feed de la cámara en vivo y proporciona retroalimentación visual instantánea, indicando si el movimiento realizado es correcto o incorrecto. Si el movimiento es detectado correctamente, el sistema avanza automáticamente al siguiente video de referencia que muestra cómo debe ejecutarse el siguiente paso del lavado de manos. Si el movimiento es

incorrecto, el sistema señala el error mediante un indicador visual en forma de rectángulo rojo, que cambiará a verde una vez que se ejecute el movimiento correctamente.

El modelo también incluye un análisis de los fotogramas y la detección de ruido, lo que permite filtrar las imágenes con datos incorrectos o faltantes, garantizando que el sistema trabaje únicamente con datos válidos. El sistema puede procesar los movimientos sin intervención manual, lo que lo hace ideal para guiar y evaluar la ejecución de los pasos del lavado de manos quirúrgico de manera fluida y precisa. El sistema está diseñado para ejecutarse de manera eficiente en computadoras con hardware adecuado, como procesadores con múltiples núcleos y GPUs potentes para acelerar el procesamiento de redes neuronales.

El proyecto hace uso de diversas herramientas y frameworks de software, tales como TensorFlow, PyTorch, FFmpeg, MoviePy, y SQLite, para garantizar un alto rendimiento en la captura, procesamiento y análisis de los videos y datos. La base de datos SQLite almacena los metadatos de los videos y resultados, permitiendo una gestión eficiente de los datos generados durante el entrenamiento y validación del modelo. A través de este sistema, se busca mejorar la técnica de lavado de manos en entornos médicos, garantizando su correcta ejecución mediante la visualización de movimientos y retroalimentación en tiempo real.

**Palabras claves:** Lavado de manos quirúrgico, Visión por computadora, Inteligencia artificial, MediaPipe, Clasificación de movimientos.

## **ABSTRACT**

This project aims to develop an automated guidance and evaluation system for surgical handwashing, using artificial intelligence (AI) and computer vision. The system is designed to detect and classify the movements performed by the user during the handwashing process in real-time, using advanced algorithms and models trained on data from videos. Computer vision tools like OpenCV and MediaPipe are employed to detect the hands in real-time and track the key points (landmarks) of each hand, specifically 21 points in total representing the joints and important areas of the hand.

The key movements to be recognized include palm friction, palm over dorsal, interlaced fingers, back of the fingers, thumb rotation, and fingertip rotation. These movements were previously recorded in 12 labeled videos, which were used for both model training and validation. From these videos, frames are extracted and processed by MediaPipe's HandLandmarker model, which detects and extracts the (X, Y, Z) coordinates of the hand landmarks in each frame. The extracted key points are visualized in real-time as graphs and heatmaps, allowing detailed tracking of the movements throughout each execution.

The movement classification process is performed using a machine learning model trained on the obtained data. This model is capable of predicting which movement corresponds to each sequence of frames extracted from the videos in real-time. The system's graphical user interface, developed with tools like Tkinter and PyQt, displays a live camera feed and provides instant visual feedback, indicating whether the executed movement is correct or incorrect. If the movement is correctly detected, the system automatically proceeds to the next reference video showing how the next step of handwashing should be performed. If the movement is incorrect, the system highlights the error with a visual indicator in the form of a red rectangle, which will turn green once the movement is executed correctly.

The model also includes frame analysis and noise detection, enabling the filtering of images with incorrect or missing data, ensuring that the system works only with valid

data. The system can process movements without manual intervention, making it ideal for smoothly and accurately guiding and evaluating the execution of surgical handwashing steps. The system is designed to run efficiently on computers with appropriate hardware, such as multi-core processors and powerful GPUs to accelerate neural network processing.

The project utilizes various software tools and frameworks such as TensorFlow, PyTorch, FFmpeg, MoviePy, and SQLite to ensure high performance in capturing, processing, and analyzing videos and data. The SQLite database stores metadata for the videos and results, enabling efficient management of the data generated during model training and validation. Through this system, the goal is to improve handwashing technique in medical settings, ensuring its correct execution through real-time movement visualization and feedback.

**Keyword:** Surgical handwashing, Computer vision, Artificial intelligence, MediaPipe, Movement classification.

## **ÍNDICE GENERAL**

<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>12</b>
<b>PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....</b>	<b>16</b>
<b>OBJETIVOS .....</b>	<b>19</b>
GENERAL.....	19
ESPECÍFICOS.....	19
<b>MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>20</b>
HISTORIA DEL LAVADO DE MANOS.....	20
ANTIGÜEDAD Y EDAD MEDIA:.....	20
SIGLO XIX: LA REVOLUCIÓN EN LA HIGIENE MÉDICA: .....	20
FINALES DEL SIGLO XIX Y PRINCIPIOS DEL SIGLO XX:.....	21
SIGLO XX: EL LAVADO DE MANOS COMO PRÁCTICA UNIVERSAL:.....	21
FINALES DEL SIGLO XX Y XXI: CONCIENCIACIÓN GLOBAL: .....	21
¿EN QUÉ CONSISTE EL LAVADO DE MANOS? .....	22
NORMAS MEXICANAS O INTERNACIONALES (ISO) .....	23
Norma Oficial Mexicana NOM-024-SSA3-2012: "Prácticas de higiene en establecimientos de atención médica" .....	23
ISO 45001:2018 - "Sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo" .....	23
ISO 14698:2003 - "Controles de la contaminación en salas blancas y ambientes controlados. Parte 1: Requisitos generales para el control de la contaminación" .....	23
ESTADO DE ARTE.....	25
<b>DISEÑO DEL SISTEMA.....</b>	<b>27</b>
<b>IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA.....</b>	<b>31</b>
HARDWARE NECESARIO. ....	31



SOFTWARE Y/O FRAMEWORKS.....	32
ALGORITMO PARA DETECTAR MANOS EN TIEMPO REAL. ....	34
ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PUNTOS CLAVE EN TIEMPO REAL. ....	36
REALIZACIÓN DE LOS PASOS DEL LAVADO DE MANOS EN VIDEO. ....	38
ALGORITMO PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA IA.....	40
INTERFAZ PARA LA GUÍA Y EVALUACIÓN DEL LAVADO DE MANOS.....	44
<b>DISCUSIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....</b>	<b>46</b>
<b>CONCLUSIONES .....</b>	<b>47</b>
<b>REFERENCIAS.....</b>	<b>49</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>51</b>

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Movimiento Palma a palma. ....	28
Figura 2. Movimiento Palma sobre dorso .....	29
Figura 3. Movimiento Dedos entrelazados .....	29
Figura 4. Movimiento Dedos en gancho .....	29
Figura 5. Movimiento Pulgares.....	30
Figura 6. Movimiento Puntas y palmas .....	30
Figura 7. Diagrama de flujo de procesos para detección de manos.....	34
Figura 8. Código en ejecución detectando manos .....	35
Figura 9. Diagrama de flujo de procesos para detección de puntos clave en tiempo real .....	36
Figura 10. Código en ejecución de los puntos clave en tiempo real.....	37
Figura 11. Diagrama de flujo de procesos para los pasos del lavado de manos en video.....	38
Figura 12. Base de datos de los movimientos del lavado de manos en video .....	39
Figura 13. Diagrama de flujo de procesos para el entrenamiento de la IA .....	40
Figura 14. Resultados del código ejecutado.....	42
Figura 15. Diagrama de flujo de procesos para la interfaz de la evaluación de manos .....	44
Figura 16. 1ra propuesta para la interfaz .....	46

## **INDICE DE ANEXOS**

Anexó 1. Código del Algoritmo de detección de manos .....	51
Anexó 2. Código del algoritmo de detección de puntos clave en tiempo real .....	52
Anexó 3. 1ra parte del código de entrenamiento.....	53
Anexó 4. 2da parte del código de entrenamiento .....	54
Anexó 5. 1ra parte del código de la interfaz .....	55
Anexó 6. 2da parte del código de la interfaz .....	56

## INTRODUCCIÓN

El lavado de manos es una práctica fundamental para la prevención de infecciones y enfermedades, particularmente en entornos médicos y comunitarios. La técnica correcta de lavado de manos ha demostrado ser efectiva para reducir la propagación de microorganismos patógenos, pero es común que las personas no la realicen adecuadamente, lo que limita su efectividad. El uso de tecnologías emergentes, como la Inteligencia Artificial y la Visión Artificial, puede mejorar el proceso de enseñanza y evaluación de la técnica de lavado de manos, permitiendo una retroalimentación precisa y en tiempo real. (Organización Mundial de la Salud, 2009).

La Inteligencia Artificial (IA) ha revolucionado varias áreas, entre ellas la salud, gracias a su habilidad para manejar grandes volúmenes de información y llevar a cabo análisis complejos. Para la visión artificial, los progresos en redes neuronales convolucionales (CNN) y algoritmos de aprendizaje profundo han facilitado la creación de sistemas que pueden identificar y examinar objetos con alta exactitud. Estas tecnologías son esenciales para aplicaciones como el seguimiento de gestos y la identificación de movimientos, lo cual tiene usos directos en la supervisión del lavado de manos (LeCun, Bengio, Hinton, 2015).

El estudio de los seis movimientos fundamentales para el lavado de manos implica el reconocimiento de rasgos distintivos de cada uno. Esto implica obtener datos precisos acerca de la duración, ubicación y orden de cada movimiento. La creación de bases de datos de video y la obtención de series de tiempo para examinar estos gestos facilitarán la creación de modelos sólidos que categoricen cada movimiento de manera adecuada. (Organización Mundial de la Salud, 2009).

El presente proyecto propone el desarrollo de un sistema de Realidad Aumentada que permita la evaluación automatizada de la técnica de lavado de manos, ya que es crucial para determinar cuál funciona mejor en términos de precisión y eficiencia. Esta evaluación puede basarse en métricas como la precisión, el recuerdo y el F1-

score, que permiten comparar diferentes enfoques y seleccionar el más adecuado para la tarea específica de clasificación de movimientos de manos.

## **ANTECEDENTES**

El lavado de manos es una de las medidas más efectivas y sencillas para prevenir la propagación de enfermedades infecciosas. A pesar de su simplicidad, su correcta ejecución sigue siendo un reto en diversos contextos, especialmente en el ámbito hospitalario, donde la higiene de manos es crucial para evitar infecciones nosocomiales. Estas infecciones, también conocidas como infecciones asociadas a la atención sanitaria, representan un problema significativo a nivel mundial debido a su impacto en la morbilidad, mortalidad y costos relacionados con la atención de salud. El incumplimiento de esta práctica o su realización incorrecta puede dar lugar a consecuencias graves para la salud de los pacientes, el personal sanitario y la comunidad en general. Ante esta situación, surgen iniciativas que buscan evaluar y mejorar las técnicas de lavado de manos, entre las cuales destaca el uso de tecnologías avanzadas como la Realidad Aumentada. (Organización Panamericana de la Salud, 2021)

La aplicación de la Realidad Aumentada (RA) en la enseñanza y evaluación de procedimientos médicos representa un avance significativo en la formación y supervisión de habilidades clínicas. La RA permite superponer elementos virtuales interactivos en un entorno real, ofreciendo una experiencia enriquecida que mejora el aprendizaje y facilita la retroalimentación en tiempo real. En el caso del lavado de manos, esta tecnología puede ser utilizada para guiar a los usuarios a través de los pasos recomendados por organismos como la Organización Mundial de la Salud (OMS), asegurando que se sigan correctamente las técnicas estipuladas. Esto es especialmente relevante en un entorno donde la adherencia a protocolos de higiene es fundamental para reducir el riesgo de transmisión de patógenos peligrosos. (Granieri, 2023)

Históricamente, el lavado de manos adquirió relevancia médica en el siglo XIX gracias a figuras como Ignaz Semmelweis, quien demostró su importancia en la

reducción de infecciones. Semmelweis observó que la fiebre puerperal, una de las principales causas de mortalidad en las mujeres que daban a luz, podía prevenirse mediante el lavado de manos con soluciones antisépticas. A pesar de las resistencias iniciales a sus descubrimientos, sus hallazgos marcaron un antes y un después en la comprensión de la higiene en el ámbito médico. Posteriormente, científicos como Louis Pasteur y Joseph Lister fortalecieron estas ideas mediante la teoría germinal y la introducción de prácticas de antisepsia, consolidando la importancia del lavado de manos como un elemento esencial en la prevención de infecciones. (Navarro, 2020)

A lo largo del tiempo, la evolución tecnológica ha permitido desarrollar herramientas y metodologías innovadoras para fomentar la higiene de manos. La implementación de sistemas basados en RA ofrece una solución innovadora a los desafíos asociados con la formación y la supervisión de esta práctica. Al combinar instrucción visual, retroalimentación inmediata y la capacidad de evaluar el desempeño del usuario de manera objetiva, la RA está transformando la manera en que se enseñan y evalúan las técnicas de lavado de manos.

En el contexto de la evaluación de la técnica de lavado de manos, los sistemas de RA pueden registrar y analizar los movimientos de las manos en tiempo real, proporcionando datos precisos sobre su posición, duración y cobertura. Esto resulta especialmente útil en entornos de formación, donde los estudiantes de ciencias de la salud y el personal sanitario pueden practicar y perfeccionar su técnica bajo la supervisión de un sistema automatizado. Además, la RA permite simular escenarios clínicos realistas, fomentando la adherencia a las normas de higiene en situaciones críticas. Por ejemplo, se pueden crear entornos virtuales donde los usuarios enfrentan diferentes escenarios que requieran un lavado de manos riguroso, como procedimientos quirúrgicos o el manejo de pacientes infectados.

La integración de Inteligencia Artificial (IA) en estos sistemas amplía sus capacidades al permitir el análisis avanzado de datos. Por ejemplo, los modelos entrenados con algoritmos de aprendizaje automático pueden identificar patrones de error comunes, generar recomendaciones personalizadas y predecir el impacto

de una técnica incorrecta en la transmisión de patógenos. Además, los sistemas basados en IA pueden ser programados para adaptarse a las necesidades específicas de cada usuario, proporcionando una experiencia de aprendizaje personalizada que refuerce los aspectos más débiles de su técnica. Estas características no solo mejoran la precisión en la evaluación, sino que también promueven un aprendizaje más efectivo y adaptado a las necesidades individuales de los usuarios.

A nivel global, el interés por sistemas de evaluación mediante RA ha crecido exponencialmente debido a su potencial para optimizar las prácticas de higiene y reducir los riesgos asociados a la transmisión de enfermedades. Esto es particularmente relevante en el contexto de pandemias, como la del COVID-19, que subrayó la importancia de las medidas preventivas en el control de brotes infecciosos. La experiencia obtenida durante esta pandemia demostró que las prácticas de higiene son fundamentales para proteger tanto a los trabajadores de la salud como a la población general. En este sentido, la utilización de herramientas tecnológicas avanzadas se presenta como una estrategia clave para reforzar la adherencia a estas prácticas esenciales.

Además de su aplicación en entornos médicos, los sistemas de RA también pueden ser utilizados en programas de educación comunitaria. Por ejemplo, las escuelas y organizaciones de salud pueden emplear esta tecnología para enseñar a niños y adultos la importancia del lavado de manos mediante actividades interactivas y educativas. Esto no solo mejora la comprensión de los pasos adecuados, sino que también promueve un cambio de comportamiento sostenible en la población general.

## **PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

El problema principal radica en la dificultad de garantizar que las personas lleven a cabo el lavado de manos de forma adecuada y constante, lo cual resulta esencial para prevenir la propagación de infecciones. Los métodos tradicionales de capacitación y evaluación, basados en la observación humana, presentan limitaciones significativas debido a su naturaleza subjetiva y propensa a errores. Este desafío adquiere particular relevancia en el sector salud, donde los profesionales médicos están continuamente expuestos a enfermedades y bacterias transmitidas por contacto directo. En el caso de los médicos cirujanos, la necesidad de una limpieza rigurosa de las manos es aún más crítica debido a las implicaciones inherentes a su labor.

Aunque los recién egresados de las universidades reciben formación sobre los procedimientos correctos para el lavado de manos, surge la interrogante de cuán efectivamente aplican estos conocimientos en la práctica. La falta de precisión en la evaluación y la ausencia de un enfoque sistemático pueden comprometer la eficacia de esta práctica esencial. Por lo tanto, resulta necesario implementar un sistema automatizado capaz de detectar la posición de las manos y evaluar si los movimientos realizados cumplen con los estándares establecidos para un lavado de manos efectivo.

El desarrollo de una solución basada en Realidad Aumentada y visión por computadora podría abordar esta problemática de manera objetiva y precisa. Este tipo de tecnología no sólo evaluará el cumplimiento de los pasos establecidos, sino que también proporciona retroalimentación en tiempo real, fomentando una mejora continua en la técnica de lavado de manos.

Por tanto, la implementación de un sistema tecnológico con estas características no solo representa una herramienta de apoyo para los profesionales de la salud, sino que también puede extender su utilidad a diversas áreas, promoviendo una cultura de higiene adecuada y contribuyendo significativamente a la prevención de infecciones en distintos contextos.



## JUSTIFICACIÓN

La higiene adecuada de las manos constituye una medida esencial para prevenir infecciones, particularmente en el ámbito de la salud pública. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), millones de personas adquieren infecciones cada año como consecuencia de una higiene deficiente, lo que ocasiona graves repercusiones tanto en la salud de la población como en los costos asociados a los servicios sanitarios. Aunque el lavado de manos es reconocido como una práctica clave, es común que las técnicas utilizadas sean incorrectas o incompletas, lo que limita significativamente su efectividad en la reducción de riesgos. (Organización Mundial de la Salud, 2009).

El uso de sistemas automatizados basados en Inteligencia Artificial ofrece una solución innovadora y efectiva para evaluar la técnica de lavado de manos. Dado que la correcta higiene de las manos es fundamental para prevenir infecciones, especialmente en entornos de atención médica, la implementación de estas tecnologías avanzadas podría generar mejoras sustanciales en los programas de capacitación y concientización sobre esta práctica esencial. Los sistemas basados en inteligencia artificial permiten proporcionar retroalimentación precisa, objetiva y en tiempo real, lo que facilita la corrección inmediata de cualquier error en la técnica y asegura una mayor consistencia en su aplicación.

Diversos estudios han demostrado que la adopción de tecnologías avanzadas en el ámbito de la salud tiene un impacto significativo en la reducción de infecciones y en la mejora de los resultados clínicos. Por ejemplo, el uso de sistemas automáticos para monitorear y evaluar el lavado de manos ha mostrado ser eficaz para disminuir la transmisión de enfermedades nosocomiales y optimizar la práctica de higiene entre los profesionales de la salud. Estos sistemas garantizan que todos los pasos del proceso se lleven a cabo de manera correcta, lo que no solo aumenta la efectividad de la higiene, sino que también ofrece una solución más consistente y escalable en comparación con los métodos tradicionales de observación.

Cabe resaltar que la implementación de estos sistemas no solo beneficia a los profesionales del sector salud, sino que también puede aplicarse en otros sectores, como la educación, la industria alimentaria y cualquier área que requiera una rigurosa higiene de manos. Estos sistemas pueden utilizarse en programas de formación y en la evaluación continua de las prácticas de higiene, proporcionando datos valiosos para identificar áreas de mejora y personalizar las intervenciones según las necesidades específicas de cada contexto.

El desarrollo e implementación de sistemas automatizados basados en Inteligencia Artificial no solo favorece la mejora de los protocolos de higiene, sino que también representa una alternativa eficiente y rentable para reducir los costos derivados de infecciones prevenibles. Esto está en línea con los objetivos globales de salud pública, que buscan optimizar los recursos y mejorar los resultados sanitarios. En definitiva, la integración de la Inteligencia Artificial en la evaluación del lavado de manos constituye una inversión estratégica que puede transformar la capacitación en higiene y contribuir significativamente a la reducción de infecciones, promoviendo la mejora de la salud pública y la disminución de los costos asociados.

## **OBJETIVOS**

### **GENERAL.**

Desarrollar un sistema de Realidad Aumentada para la evaluación de la técnica de lavado de manos.

### **ESPECÍFICOS.**

- Implementar un algoritmo para la detección de la posición de las manos utilizando técnicas de Visión Artificial.
- Identificar las características de los movimientos durante el lavado de manos para evaluar la técnica utilizada.
- Desarrollar un algoritmo de clasificación para la identificación de los gestos asociados con los pasos del lavado de manos.
- Evaluar el desempeño del sistema desarrollado mediante la comparación de diferentes enfoques de clasificación.

## **MARCO TEÓRICO**

### **HISTORIA DEL LAVADO DE MANOS**

El lavado de manos ha sido una práctica fundamental en la higiene personal y la prevención de enfermedades desde tiempos remotos, aunque su importancia como medida de salud pública no fue comprendida de manera plena hasta los siglos XIX y XX.

#### **ANTIGÜEDAD Y EDAD MEDIA:**

En las civilizaciones antiguas, como Egipto, Grecia y Roma, existían algunas prácticas de higiene personal, pero no se comprendía la relación entre el lavado de manos y la prevención de enfermedades. En esas épocas, el baño era considerado esencial para la limpieza del cuerpo, pero no se reconocía el lavado de manos específicamente como una medida preventiva contra infecciones. Durante la Edad Media, las creencias sobre las causas de las enfermedades eran diversas, y las nociones de higiene eran limitadas. Se pensaba que las enfermedades eran provocadas por "aires corruptos" o desequilibrios en los humores, lo que reducía la importancia del lavado de manos.

#### **SIGLO XIX: LA REVOLUCIÓN EN LA HIGIENE MÉDICA:**

En el siglo XIX, el médico húngaro Ignaz Semmelweis realizó un descubrimiento fundamental que revolucionó las prácticas médicas. A los 28 años, Semmelweis fue nombrado asistente en la Primera Clínica Ginecológica del prestigioso Hospital General de Viena (Allgemeines Krankenhaus). Esta clínica, frecuentada por estudiantes de medicina de toda Europa, presentaba tasas alarmantemente altas de mortalidad por fiebre puerperal, alcanzando entre el 10 % y el 35 % de las parturientas. (Navarro, 2020)

Semmelweis observó que la mortalidad en la sala atendida por médicos y estudiantes (Clínica I) era de tres a cinco veces más alta que en la sala atendida por matronas (Clínica II). Intrigado y conmovido por estas cifras, comenzó a recopilar datos, analizar diferencias entre ambas salas y reflexionar profundamente sobre la causa de la enfermedad. Tras un exhaustivo análisis, llegó a la conclusión

de que los médicos y estudiantes transportaban una "materia cadavérica" desde las salas de autopsias a las pacientes, generando una infección letal. (Navarro, 2020)

En mayo de 1847, Semmelweis introdujo la práctica de lavarse cuidadosamente las manos con una solución de hipoclorito cálcico antes y después de atender a las pacientes. Los resultados fueron notables: las tasas de mortalidad disminuyeron drásticamente. Por ejemplo, mientras en 1842 la tasa de mortalidad era del 12,11 %, en 1848, gracias a la implementación de esta medida, se redujo al 1,28 %. Este cambio revolucionario quedó documentado en tablas que compilaban datos históricos del hospital desde su apertura en 1784. (Navarro, 2020)

#### FINALES DEL SIGLO XIX Y PRINCIPIOS DEL SIGLO XX:

Joseph Lister, un cirujano británico, fue otro pionero en la antisepsia y contribuyó significativamente al entendimiento de la importancia del lavado de manos. A fines del siglo XIX, Lister introdujo el uso de antisépticos como el fenol en el lavado de manos y en la desinfección de instrumentos quirúrgicos, lo que llevó a una notable disminución de infecciones postquirúrgicas. Por otro lado, Robert Koch, bacteriólogo alemán, demostró en 1884 que las bacterias eran responsables de la transmisión de muchas enfermedades infecciosas, consolidando la relación entre el lavado de manos y la prevención de infecciones.

#### SIGLO XX: EL LAVADO DE MANOS COMO PRÁCTICA UNIVERSAL:

A medida que la comprensión de la microbiología avanzaba, el lavado de manos comenzó a ser una práctica estándar en hospitales y clínicas. A principios del siglo XX, el cirujano estadounidense William Halsted implementó el concepto de "asepsia quirúrgica", que incluía el lavado meticuloso de manos y la desinfección de la piel antes de realizar cualquier intervención quirúrgica. Esta práctica se consolidó como parte esencial del protocolo médico.

#### FINALES DEL SIGLO XX Y XXI: CONCIENCIACIÓN GLOBAL:

En las décadas posteriores, la Organización Mundial de la Salud (OMS) promovió globalmente el lavado de manos como una medida esencial en la prevención de enfermedades infecciosas, especialmente en el ámbito de la salud pública. En la actualidad, el lavado adecuado de manos se considera una de las intervenciones

más efectivas para prevenir la propagación de enfermedades infecciosas comunes como la diarrea, la gripe, y más recientemente, enfermedades virales como la COVID-19.

### ¿EN QUÉ CONSISTE EL LAVADO DE MANOS?

El lavado de manos es una práctica fundamental en la higiene personal que consiste en limpiarse las manos con agua y jabón o soluciones desinfectantes para eliminar suciedad, gérmenes, bacterias y otros patógenos. El proceso busca reducir el riesgo de propagación de infecciones y enfermedades, tanto en el ámbito médico como en la vida diaria. (Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado, 2022)

Para realizar un lavado de manos efectivo, es necesario seguir una serie de pasos específicos. Primero, se debe humedecer las manos con agua y aplicar una cantidad adecuada de jabón, frotando todas las superficies de las manos, incluyendo las palmas, dorsos, entre los dedos y debajo de las uñas. La fricción generada durante el frotado ayuda a desprender los gérmenes y partículas contaminantes de la piel. Se recomienda frotar las manos durante al menos 20 segundos, asegurándose de cubrir toda la superficie. (Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado, 2022)

Una vez que las manos han sido frotadas de manera adecuada, deben enjuagarse con agua limpia para eliminar el jabón y los residuos. Es importante secarse las manos con una toalla limpia o un secador de aire, ya que las superficies mojadas pueden volver a contaminar las manos. Además, se debe evitar tocar superficies con las manos recién lavadas para prevenir la recontaminación. (Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado, 2022)

En contextos médicos y hospitalarios, el lavado de manos adquiere una relevancia aún mayor, ya que es una de las principales medidas para prevenir la transmisión de infecciones nosocomiales. En este ámbito, los profesionales de la salud utilizan soluciones antisépticas y siguen protocolos más estrictos, como el uso de guantes, para garantizar que las manos queden libres de cualquier agente patógeno que

pueda poner en riesgo la salud de los pacientes. (Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado, 2022)

## NORMAS MEXICANAS O INTERNACIONALES (ISO)

Norma Oficial Mexicana NOM-024-SSA3-2012: "Prácticas de higiene en establecimientos de atención médica"

Esta norma establece los requisitos y las prácticas adecuadas de higiene en establecimientos de salud, lo que incluye el lavado de manos, especialmente en el contexto de la prevención de infecciones en hospitales y clínicas. En ella se detallan los procedimientos correctos para el lavado de manos de los profesionales de la salud, así como las condiciones de higiene en áreas críticas. (FAJARDO, 2012)

ISO 45001:2018 - "Sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo"

Aunque esta norma se enfoca principalmente en la seguridad laboral, dentro de su marco de medidas preventivas se incluye la higiene de manos como parte de las prácticas para la salud y seguridad en el lugar de trabajo, especialmente en entornos donde la exposición a agentes patógenos es más alta, como en la industria alimentaria o en atención médica. (ISO/PC 283, 2018)

ISO 14698:2003 - "Controles de la contaminación en salas blancas y ambientes controlados. Parte 1: Requisitos generales para el control de la contaminación"

Esta norma establece los requisitos generales para el control de la contaminación microbiológica en ambientes controlados, como salas blancas, y menciona el lavado de manos como una medida crucial para prevenir la contaminación durante los procesos. Aunque no se refiere exclusivamente a entornos de salud, es relevante en contextos donde la higiene estricta es vital. (ISO/TC 209, 2003)

La realidad aumentada (RA) redefine la percepción combinando el mundo físico con elementos virtuales interactivos. Esta tecnología no solo enriquece visualmente la realidad, sino que transforma cómo interactuamos con la información y objetos digitales en tiempo real. En ámbitos educativos y de salud, la RA facilita desde simulaciones médicas hasta la mejora de prácticas como el lavado de manos,

integrando virtualmente procedimientos y retroalimentación directa para un aprendizaje y ejecución más efectivos.

Por otro lado, la realidad virtual (RV) transporta a los usuarios a mundos completamente simulados, ofreciendo una inmersión total en entornos que van desde viajes históricos hasta entrenamientos médicos seguros y controlados. Esta tecnología, mediante dispositivos como gafas y controles especializados, recrea experiencias sensoriales realistas, ampliando su aplicación desde el entretenimiento hasta la educación y la terapia.

Python, como lenguaje de programación clave, potencia estas tecnologías con librerías como Cv2 para procesamiento de imágenes, Mediapipe para visión por computadora en tiempo real, Numpy para cálculos numéricos, Matplotlib para visualización de datos, Sqlite3 para bases de datos locales y Tkinter para interfaces gráficas. Estas herramientas son fundamentales para desarrollar aplicaciones robustas y eficientes en diversos campos, incluyendo el análisis de series de tiempo, que permiten modelar y predecir comportamientos basados en patrones históricos determinísticos o estocásticos.



## ESTADO DE ARTE

En esta sección se presentarán diversos estudios relacionados con la aplicación de sistemas de Realidad Aumentada y visión por computadora para la evaluación de la técnica de lavado de manos. Previamente al análisis del estado del arte se obtuvieron 5 artículos relacionados a Realidad Aumentada y Realidad Virtual a lo que se utilizó como apoyo la herramienta de Google Scholar para facilitar la búsqueda de los artículos relacionados al tema previo:

El estudio **"Cumplimiento de la técnica del lavado de manos del personal de enfermería en un hospital de alta especialidad"** analiza, a través de un enfoque observacional y descriptivo, cómo el personal de enfermería de un hospital de alta especialidad aplica esta práctica fundamental. Para evitar sesgos, la observación se realizó sin que los participantes fueran conscientes de ello. Se resalta la importancia del lavado de manos como una medida esencial para prevenir infecciones nosocomiales, en cumplimiento de las normativas y recomendaciones de la OMS. Los datos obtenidos fueron analizados con herramientas estadísticas, permitiendo extraer conclusiones y sugerencias orientadas a fortalecer esta práctica en el ámbito hospitalario. (Rebollar Cruz, 2016)

El estudio sobre la **"Técnica de Lavado de Manos"** analiza su importancia como medida esencial para reducir la carga microbiana en la piel y prevenir infecciones nosocomiales, especialmente en recién nacidos. A pesar de su relevancia, en contextos críticos su cumplimiento rara vez supera el 40%. Existen diversas técnicas de higiene de manos, cada una con un propósito específico, pero ninguna sustituye la necesidad de realizarlas correctamente. Además, el uso de guantes no exime de esta práctica, y se recomienda evitar uñas largas, esmaltes deteriorados y joyería para minimizar riesgos. La higiene debe llevarse a cabo en momentos clave y siguiendo una técnica adecuada para garantizar la seguridad del paciente y la calidad en la atención sanitaria. (Silva, 2010)

El uso de la **"Realidad Aumentada para aumentar la formación en la enseñanza de la Medicina"** responde a las necesidades de los nuevos estilos de aprendizaje

en la sociedad del conocimiento. En este contexto, el proyecto RAFODIUN ha desarrollado y evaluado contenidos en realidad aumentada en la educación universitaria, aplicándolos en la asignatura de Anatomía y Embriología Humana en la Universidad de Sevilla. Los resultados del estudio evidenciaron una actitud positiva y un alto nivel de satisfacción entre los estudiantes, demostrando que esta tecnología no solo facilita el aprendizaje, sino que también mejora la experiencia educativa. (Almenara, Osuna, & Obrador, 2016)

**"Realidad aumentada: tecnología para el trastorno del espectro autista"** se ha consolidado como una herramienta eficaz en la educación, especialmente para estudiantes con Trastorno del Espectro Autista (TEA), al facilitar la comunicación y el desarrollo de habilidades sociales. Ante el creciente número de alumnos con TEA en aulas inclusivas, es fundamental que los profesionales de la educación adopten estrategias adecuadas para su enseñanza. Este estudio evaluó el impacto de la realidad aumentada en el desarrollo de competencias comunicativas y sociales, mostrando resultados positivos. Se propone ampliar la investigación a una muestra mayor y analizar nuevas variables para fortalecer su aplicación en entornos educativos inclusivos. (Cerdá, Lorenzo, Lledó, & Albaladejo, 2021)

**"La Realidad Aumentada en el enfrentamiento a la COVID-19"** ha demostrado ser una herramienta clave en la interconexión entre tecnología y medicina, optimizando la eficiencia en el sector. Esta tecnología facilita la interpretación de datos, convirtiéndolos en información accesible y comprensible. En el ámbito médico, la realidad aumentada ha sido fundamental en la detección y control de virus, contribuyendo a diagnósticos más precisos y a la prevención de enfermedades. Su aplicación durante la lucha contra la COVID-19 resalta sus beneficios y su potencial para futuras investigaciones médicas. (Muñoz & Rigondeaux, 2020)

## **DISEÑO DEL SISTEMA**

En este apartado se redacta el diseño del sistema, con esto nos referimos a que resuelve preguntas como: ¿Qué se busca obtener? Además de relatar otros apartados importantes de esta, como la identificación de los movimientos, que movimientos identificara y la funcionalidad de dicho sistema, es decir, si será una aplicación o servicio web, como funcionara entre otros apartados.

El sistema está siendo diseñado para que pueda ser usado como una herramienta de apoyo y de aprendizaje, cuyo uso sea principalmente el introducir a la gente que tiene poco o nulo conocimiento del proceso del lavado de manos, además de, igual manera, pueda hacer conciencia de la importancia que conlleva este proceso, el cual, se ha justificado su importancia en estos últimos años. Este debe ser de fácil acceso y de fácil comprensión, un sistema sencillo e intuitivo que cualquier persona sea capaz de usar y aprender de él. Su uso estará más centrado en el aprendizaje y en cómo este puede llegar a ser un sistema de gran utilidad además de ser un programa necesario o importante a futuro, esto debido a las enfermedades que en los últimos años van surgiendo desde la pandemia del Covid-19 e inclusive antes de esta misma.

El sistema usa diferentes tecnologías para detectar el movimiento de las manos; cámaras, lenguaje de programación y paqueterías del lenguaje que hace posible identificar las manos, gracias a estas herramientas su desarrollo se vuelve más sencillo además de que dichas herramientas otorga más posibilidad de implementar nuevas funciones que pueden ser de utilidad al usuario, dichas funciones pueden variar dependiendo de lo que el usuario pueda requerir o corregir errores del sistema que pudiesen llegar a surgir durante el desarrollo, antes de terminar su desarrollo o después de su desarrollo.

Los movimientos pueden ser identificados por medio de un modelo que se genera a partir de la detección de la cámara, dicho modelo cuenta con veintidós puntos o vértices los cuales hacen referencia a las articulaciones de la mano y veintidós aristas que modelan la forma de la mano, los puntos o vértices poseen una coordenada

especial para cada uno de ellos, estas coordenadas se identifican como Coordenada X, Coordenada Y y Coordenada Z, en las cuales X representa la dirección horizontal, es decir izquierda y derecha, Y la vertical, Arriba y abajo, y por último Z que es la profundidad. Estas coordenadas, su uso principal es proporcionar información más precisa de los movimientos, de esta manera se generan datos los cuales pueden ser usados para identificar movimientos de una forma más precisa, además de que, de igual manera, se puede entrenar el sistema usando estos datos como una base, en la cual se puede guiar el programa para generar una evaluación de los movimientos registrados con respecto de un movimiento que se está evaluando su exactitud.

Los movimientos que el sistema están programados para ser detectados serían los siguientes:

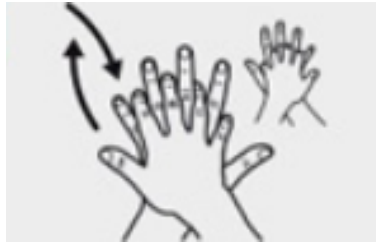
1. Palma con palma: Frota las palmas de las manos entre sí en movimientos circulares. Este paso elimina suciedad y microorganismos de la superficie principal de las manos (Véase **Figura 1**).



*Figura 1. Movimiento Palma a palma.*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

2. Palma sobre dorso: Coloca la palma de una mano sobre el dorso de la otra, entrelazando los dedos. Frota el dorso y los espacios entre los dedos. Repite con la otra mano (Véase **Figura 2**).



*Figura 2. Movimiento Palma sobre dorso*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

3. Dedos entrelazados: Entrelaza los dedos. Frota los espacios entre los dedos para una limpieza más profunda (Véase **Figura 3**).



*Figura 3. Movimiento Dedos entrelazados*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

4. Dedos en gancho: Cierra las manos en forma de gancho con los dedos entrelazados. Frota los nudillos de una mano contra la palma de la otra en movimientos circulares. Este movimiento se hace en cada mano (Véase **Figura 4**).



*Figura 4. Movimiento Dedos en gancho*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

5. Pulgares: Rodea el pulgar de una mano con la palma de la otra. Frota el pulgar en movimientos circulares (Véase **Figura 5**).



*Figura 5. Movimiento Pulgares*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

6. Puntas de los dedos con palma: Junta las yemas de los dedos y frota contra la palma de la mano opuesta con movimientos circulares. Este paso limpia debajo de las uñas (Véase **Figura 6**).



*Figura 6. Movimiento Puntas y palmas*

*Fuente: (Organización Mundial de la Salud, s.f.)*

## **FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA**

El sistema es una aplicación automática desarrollada en Python y diseñada para evaluar en tiempo real el movimiento de las manos. Contará con seis videos de apoyo que muestran los movimientos correctos de las manos reproduciendo al mismo tiempo que el usuario hace su evaluación. Si el usuario realiza el movimiento correctamente, el sistema mostrará un cuadro verde (indicando "movimiento correcto") y cambiará al siguiente video de apoyo. Si el movimiento es incorrecto, aparecerá un cuadro rojo (indicando "movimiento inválido") y el video de apoyo no cambiará. Este proceso se repetirá hasta que todos los movimientos sean completados correctamente. Al finalizar, el sistema se reiniciará automáticamente para permitir una nueva evaluación.

La evaluación de los movimientos será realizada por una Inteligencia Artificial (IA) entrenada con 18 videos: doce de los seis movimientos utilizados durante el entrenamiento y seis más para la validación. La IA evalúa si cada movimiento es correcto, permitiendo al usuario avanzar al siguiente paso hasta completar el proceso.

## **IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA**

### **HARDWARE NECESARIO.**

Para este proyecto, se requiere un conjunto de hardware que permita gestionar eficientemente el procesamiento de video y la ejecución de modelos de visión artificial. A continuación, se presentan algunas recomendaciones generales:

#### **1. Computadora Potente:**

- CPU: Preferiblemente con múltiples núcleos para el procesamiento paralelo. Un procesador Intel Core i7 o equivalente de AMD sería adecuado.
- GPU: Una GPU potente acelerará significativamente el procesamiento de redes neuronales. Las NVIDIA GeForce RTX o las AMD Radeon RX ofrecen buen rendimiento para tareas de visión por computadora.

#### **2. Memoria RAM:**

- Mínimo 16 GB de RAM para manejar grandes conjuntos de datos y modelos complejos. Considera más si planeas trabajar con conjuntos de datos muy grandes o múltiples instancias de tu aplicación.

#### **3. Almacenamiento:**

- SSD para almacenamiento rápido y acceso a datos. Esto mejorará la velocidad de carga de videos y datos de entrenamiento.

#### **4. Cámara y Dispositivos de Captura:**

- Una cámara de alta definición (HD) para capturar videos de alta calidad de los movimientos de las manos.

- Dispositivos adicionales como sensores de movimiento o cámaras de profundidad si planeas capturar datos en 3D o necesitas mayor precisión en el reconocimiento de movimientos.

#### 5. Dispositivos de Interfaz:

- Pantalla grande o proyector para mostrar los videos de ayuda y la interfaz de realidad aumentada durante el proceso de lavado de manos.
- Dispositivos de entrada como teclados o pantallas táctiles para interactuar con la interfaz de usuario.

### SOFTWARE Y/O FRAMEWORKS.

El proyecto consiste en desarrollar un sistema basado en inteligencia artificial y visión por computadora que evalúe la técnica de lavado de manos quirúrgico. Este sistema guía al usuario a través de los pasos correctos mediante una interfaz intuitiva, valida la ejecución de cada paso, y proporciona videos de referencia para apoyo.

#### 1. Captura y Preprocesamiento de Videos

- OpenCV: Para capturar, procesar y analizar videos.
- MediaPipe: Para el rastreo de manos y detección de puntos clave en 3D.
- NumPy: Para realizar cálculos y manipulaciones en los datos.

#### 2. Entrenamiento de la IA

- TensorFlow o PyTorch: Frameworks para crear, entrenar y validar modelos de machine learning.
- Scikit-learn: Para tareas de preprocesamiento y evaluación del modelo.
- Matplotlib o Seaborn: Para graficar y analizar los resultados del entrenamiento.

#### 3. Desarrollo de la Interfaz Gráfica



- PyQt o PySide: Para una interfaz gráfica de usuario (GUI) avanzada.
- Tkinter: Ya incluido con Python, ideal si buscas algo más básico.
- MoviePy: Para reproducir videos de apoyo dentro de la interfaz.

#### 4. Generación del Archivo .exe

- PyInstaller: Para convertir tu programa Python en un ejecutable independiente.

#### 5. Base de Datos y Almacenamiento

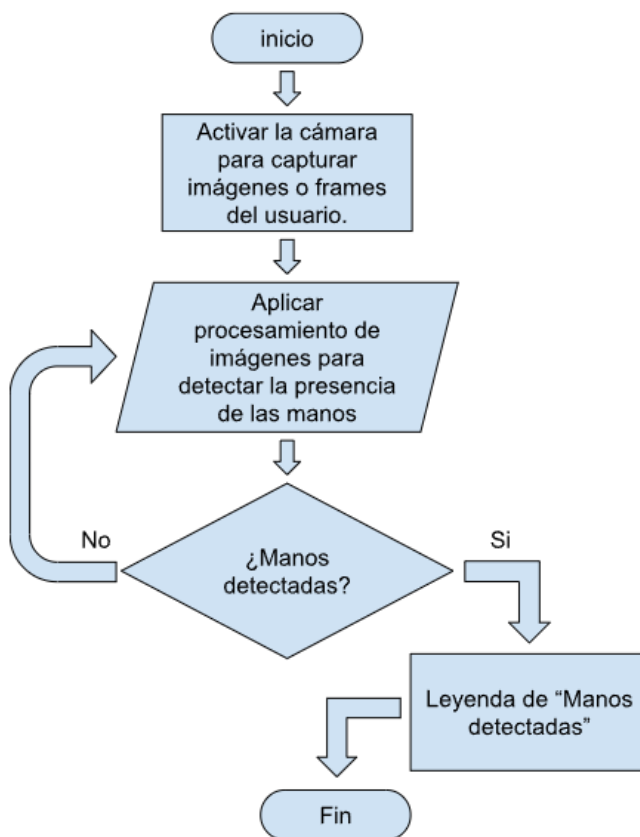
- SQLite: Base de datos ligera para guardar metadatos de videos y resultados.
- Pandas: Para manipulación de datos.

#### 6. Manejo y Procesamiento de Videos

- FFmpeg: Para pre procesar y manejar videos.
- Python Wrapper de FFmpeg: Para interactuar con FFmpeg desde Python.

## ALGORITMO PARA DETECTAR MANOS EN TIEMPO REAL.

Diagrama de flujo de procesos



*Figura 7. Diagrama de flujo de procesos para detección de manos*

*Fuente: Elaboración propia*

En la **Figura 7** se muestra el diagrama de flujo para detectar manos en tiempo real, donde el proceso comienza activando la cámara para capturar imágenes o frames del usuario. Cada frame es procesado utilizando herramientas de visión por computadora como MediaPipe u OpenCV para identificar la presencia de manos. Si se detectan manos, el sistema avanza al siguiente paso del flujo; de lo contrario, continúa procesando nuevos frames hasta encontrarlas. El algoritmo finaliza una vez que se detectan las manos, asegurando que el análisis posterior sólo se realice cuando estas estén presentes en la escena.

## Código del algoritmo

Se presenta el código **Anexó 1** para la captura y detección de manos en tiempo real utilizando OpenCV y MediaPipe. El proceso comienza inicializando MediaPipe para la detección de manos y OpenCV para capturar el video desde la cámara. El frame se convierte a formato RGB, ya que MediaPipe trabaja con este espacio de color. Posteriormente, se procesa el frame para detectar las manos, y si se detectan, se extraen las coordenadas de los puntos clave de las manos. A continuación, se calcula un rectángulo delimitador alrededor de la mano y se muestra una etiqueta indicando si se trata de la mano izquierda o derecha. Además, se agrega un texto indicando cuántas manos han sido detectadas. El proceso continúa mostrando los frames con las manos detectadas hasta que el usuario presiona la tecla 'q' para finalizar la ejecución.

## Código ejecutado



*Figura 8. Código en ejecución detectando manos*

*Fuente: Elaboración propia*

En **Figura 8** muestra una captura del video en tiempo real, en la cámara se muestran cuadros verdes que delimitan las manos detectadas junto con etiquetas indicando si es la "Mano Izquierda" o la "Mano Derecha". Además, en la parte superior de la pantalla se indica si se detectó una o varias manos. La detección es dinámica y responde a los movimientos del usuario, mostrando los resultados directamente en el feed de la cámara.

## ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PUNTOS CLAVE EN TIEMPO REAL.

### Diagrama de flujo de procesos

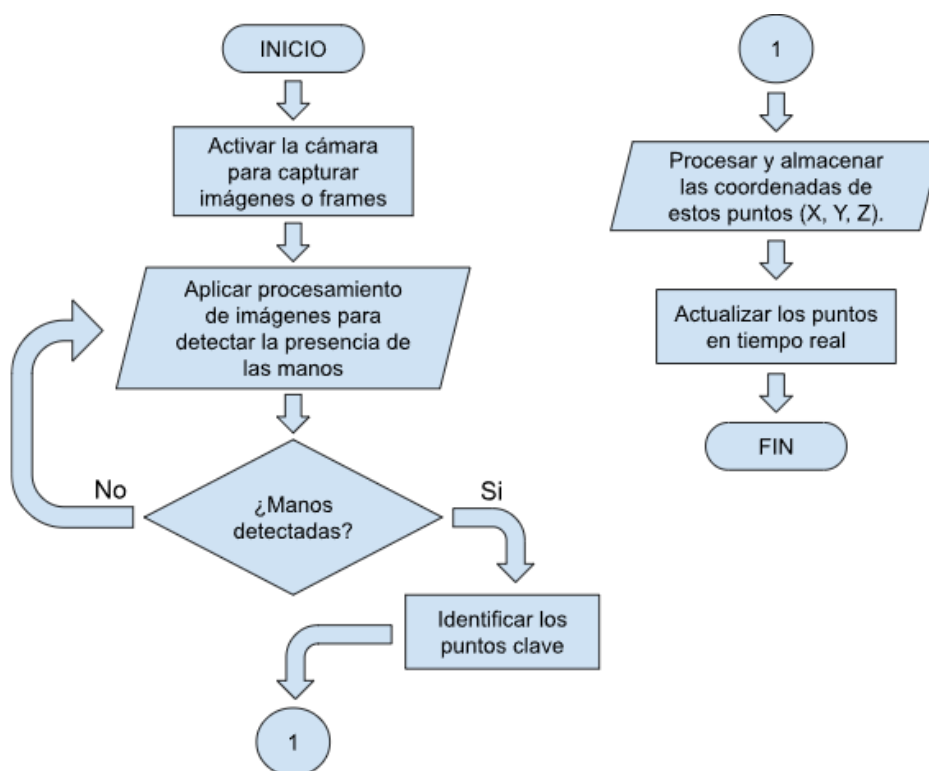


Figura 9. Diagrama de flujo de procesos para detección de puntos clave en tiempo real

Fuente: Elaboración propia

En la **Figura 9** se presenta el diagrama de flujo para la detección de puntos clave en tiempo real. El proceso comienza después de que las manos han sido detectadas como se muestra en la **Figura 7**. En este momento, se utiliza MediaPipe para identificar los puntos clave de la mano, que son un total de 21 puntos representando diferentes áreas de la mano (como las articulaciones de los dedos y la palma). Luego, se procesan y almacenan las coordenadas de estos puntos en formato (X, Y, Z) para cada uno de los puntos clave detectados. A medida que la mano se mueve, los puntos se actualizan en tiempo real para reflejar cualquier cambio en la posición de la mano. El algoritmo finaliza cuando los puntos clave han sido correctamente detectados y procesados, permitiendo su uso para análisis posteriores.

## Código del algoritmo

En el **Anexo 2** se presenta el código para la detección de puntos clave de las manos en tiempo real utilizando OpenCV y MediaPipe. El proceso comienza inicializando MediaPipe para la detección de manos y configurando la cámara mediante OpenCV. El frame se convierte al formato RGB, ya que MediaPipe requiere este espacio de color. El frame procesado es evaluado con MediaPipe para detectar las manos y sus puntos clave. Si se detectan manos, se dibujan los 21 puntos clave sobre el frame y se conecta cada punto con líneas que indican las conexiones de la mano. También se determina si la mano es izquierda o derecha, mostrando una etiqueta cerca del punto de referencia (punto 0, que es la muñeca). El sistema sigue actualizando los puntos clave en tiempo real a medida que la mano se mueve.

## Código ejecutado



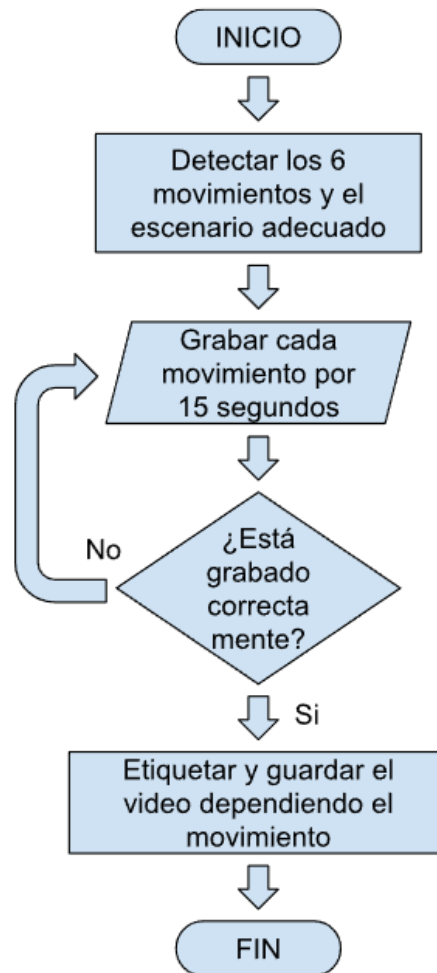
*Figura 10. Código en ejecución de los puntos clave en tiempo real*

*Fuente: Elaboración propia*

En la **Figura 10** muestra una captura de la interfaz de la cámara en tiempo real, donde se muestran las manos detectadas junto con los puntos clave (landmarks) y sus conexiones, dibujados directamente sobre la imagen. Además, se indica si la mano es "Izquierda" o "Derecha" mediante una etiqueta posicionada cerca del punto base de la mano (landmark 0). En la parte superior de la imagen, se visualiza un mensaje que informa si se detectó una o varias manos. Esta representación dinámica utiliza el modelo de MediaPipe y permite rastrear con precisión los movimientos de las manos en el video en tiempo real.

## REALIZACIÓN DE LOS PASOS DEL LAVADO DE MANOS EN VIDEO.

Diagrama de flujo de procesos

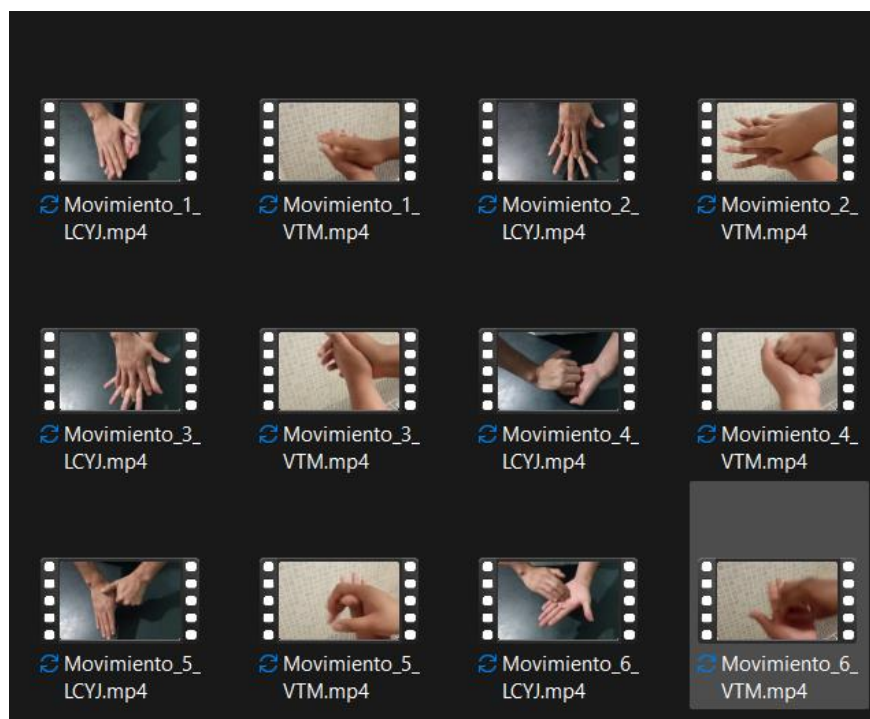


*Figura 11. Diagrama de flujo de procesos para los pasos del lavado de manos en video*

*Fuente: Elaboración propia*

En la **Figura 11** se presenta el diagrama de flujo para los pasos del lavado de manos en video. Este diagrama requiere primeramente que se tengan claros los movimientos a grabar y un escenario adecuado. Luego, se procede a la grabación de cada uno de estos movimientos. Después, el usuario revisa si la calidad del video y los movimientos grabados son correctos. Si no es así, se repite la grabación. Si los movimientos están correctamente grabados, el siguiente paso es etiquetar el video según el movimiento realizado y guardarlo. El proceso finaliza cuando el video ha sido etiquetado y guardado correctamente.

## Realización de Videos



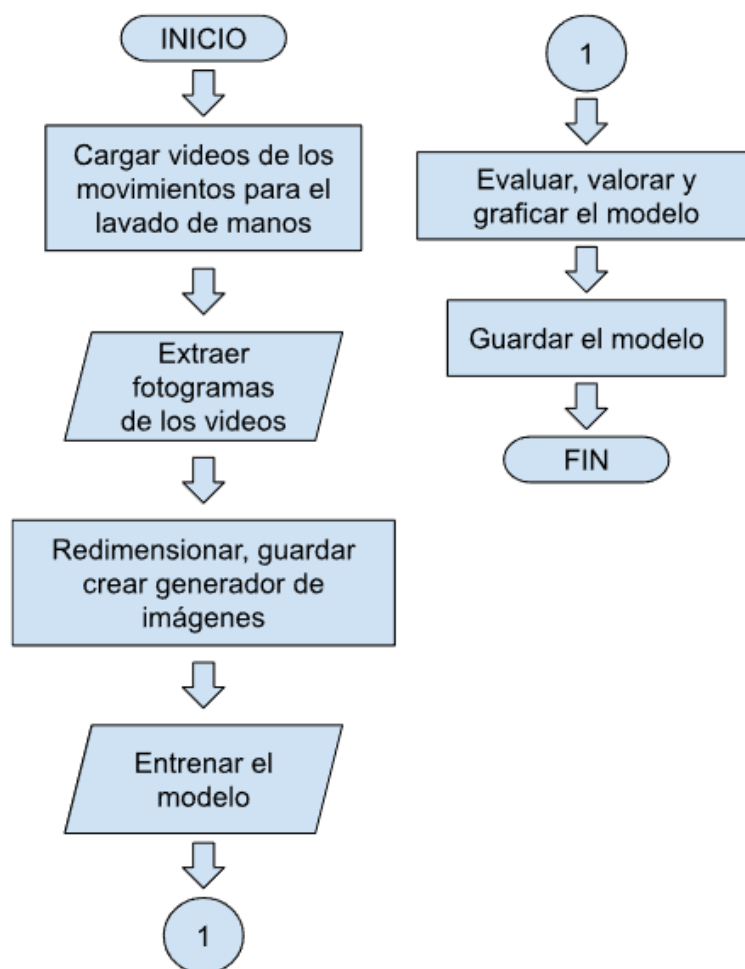
*Figura 12. Base de datos de los movimientos del lavado de manos en video*

*Fuente: Elaboración propia*

En la **Figura 12** se presenta la base de datos compuesta por 12 videos que documentan los 6 pasos específicos. Estos videos fueron creados por los integrantes del equipo y etiquetados como "Movimiento\_#\_Autor.mp4", facilitando así la identificación del autor de cada video y asegurando un orden eficiente para su gestión y uso de datos.

## ALGORITMO PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA IA.

Diagrama de flujo de procesos



*Figura 13. Diagrama de flujo de procesos para el entrenamiento de la IA*

*Fuente: Elaboración propia*

En la **Figura 13** se presenta el diagrama de flujo para el proceso de entrenamiento del modelo. El proceso comienza cargando los videos de los movimientos para el lavado de manos. A continuación, se extraen fotogramas de los videos, que son redimensionados, guardados y utilizados para crear el generador de imágenes. Luego, se entrena el modelo con estos datos. Una vez entrenado, el modelo es evaluado, valorado y se generan gráficos que muestran su desempeño. Finalmente, el modelo entrenado es guardado, y el proceso termina.



## Código del algoritmo

En los **Anexó 3** y **Anexó 4** se presenta el código para la extracción, procesamiento y análisis de fotogramas de videos de movimientos de manos utilizando OpenCV y MediaPipe. El proceso comienza montando Google Drive para acceder al dataset y organizando los videos en carpetas para entrenamiento y validación. Con OpenCV, los videos se procesan extrayendo fotogramas, los cuales se redimensionan a 224x224 píxeles y se guardan como imágenes etiquetadas por el tipo de movimiento. Posteriormente, el modelo HandLandmarker de MediaPipe detecta hasta 21 puntos clave por mano en cada imagen extraída, generando una matriz con las coordenadas X, Y, Z de cada punto. Estos puntos se agrupan en rangos de fotogramas etiquetados por iteraciones y se identifican los fotogramas ruidosos. Finalmente, las matrices de puntos clave se visualizan en gráficos que permiten analizar el movimiento de las manos a lo largo del tiempo, proporcionando una representación detallada para el entrenamiento del modelo de clasificación de movimientos. Este proceso asegura que los datos estén bien estructurados y listos para su uso en el análisis y evaluación de los movimientos de lavado de manos quirúrgico.

## Código ejecutado

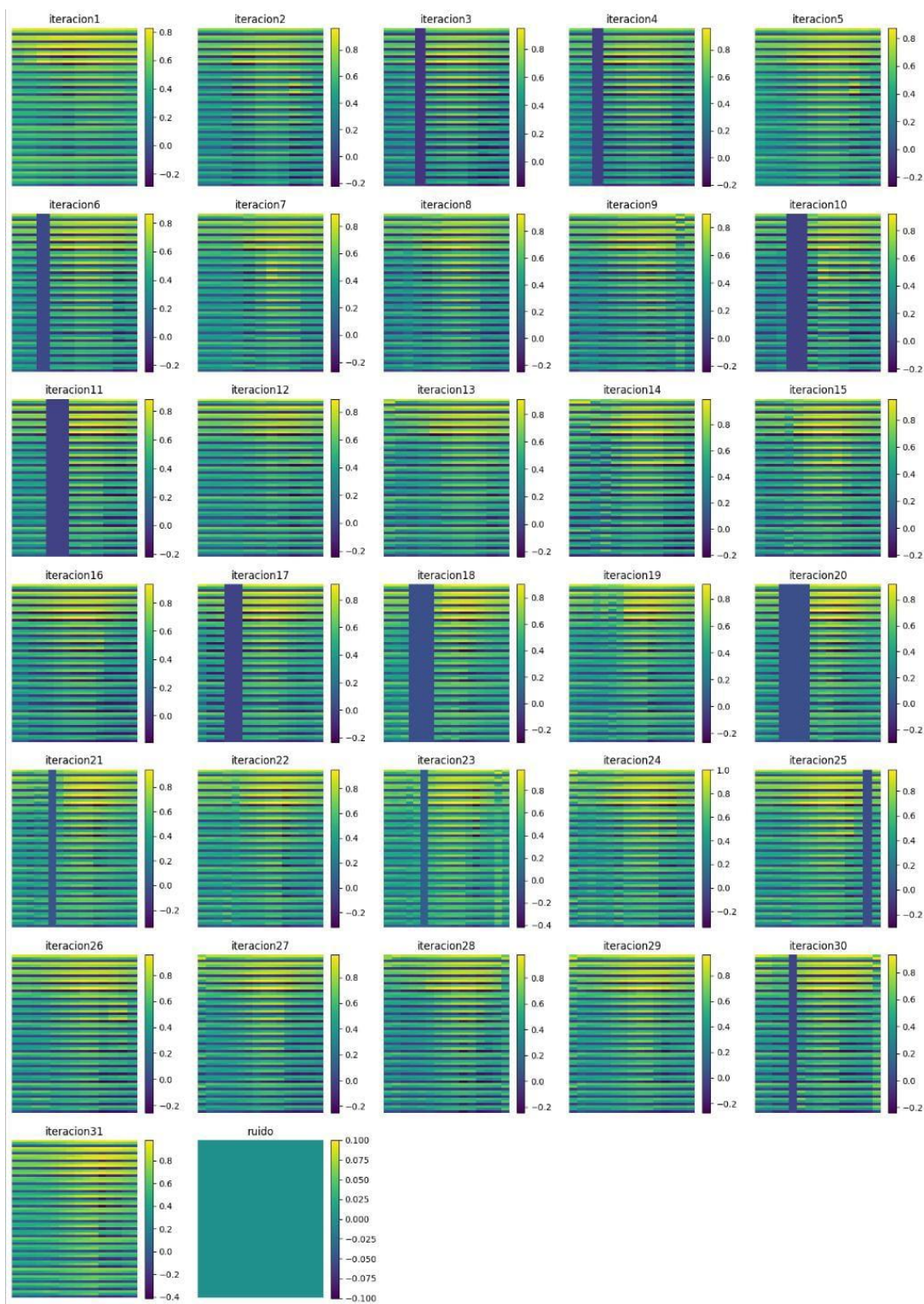


Figura 14. Resultados del código ejecutado

Fuente: Elaboración propia

En la **Figura 14** se presentan mapas de calor que ilustran la evolución de los puntos clave de los manos detectados en fotogramas de videos de lavado de manos mediante MediaPipe Hand Landmarker. Cada subimagen representa una iteración específica del análisis, donde los landmarks extraídos en coordenadas (x, y, z) se organizan en matrices, con filas que representan las coordenadas y columnas que corresponden a los frames de cada iteración. Los colores reflejan variaciones en la detección, lo que permite identificar patrones de movimiento y posibles fallos cuando aparecen bandas oscuras, las cuales sugieren la ausencia de detección en ciertos frames. La última imagen, etiquetada como "ruido", contiene datos sin movimiento significativo.

## INTERFAZ PARA LA GUÍA Y EVALUACIÓN DEL LAVADO DE MANOS.

### Diagrama de flujo de procesos

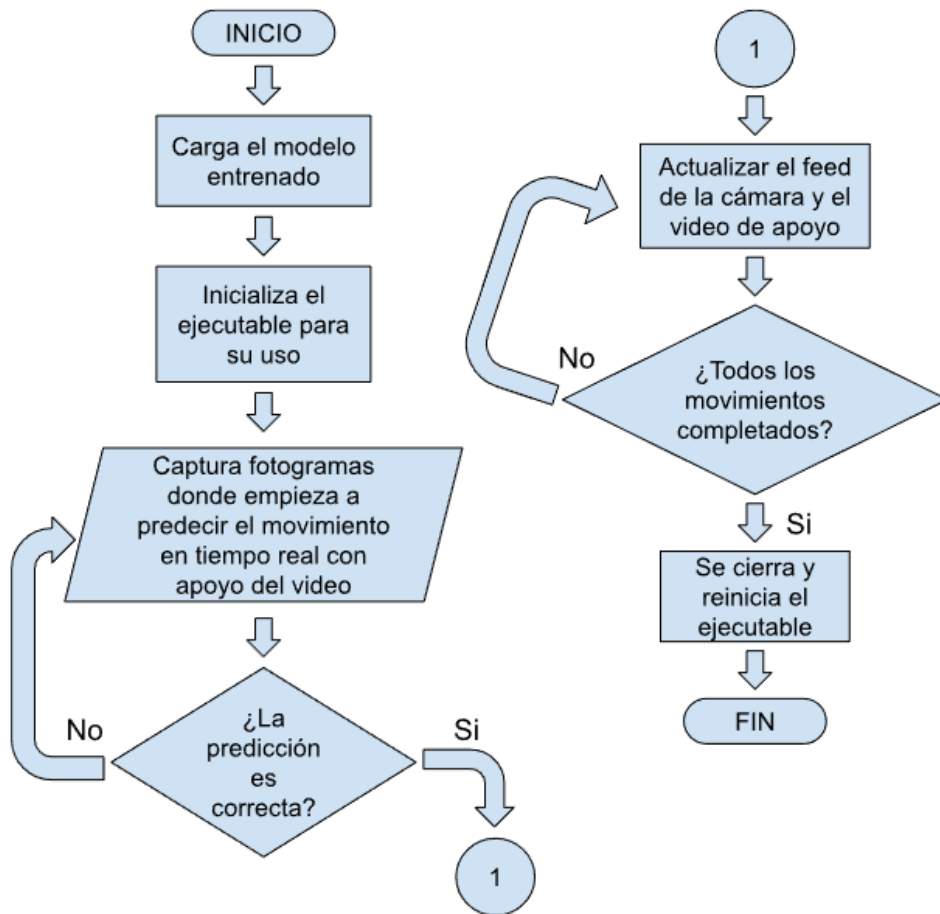


Figura 15. Diagrama de flujo de procesos para la interfaz de la evaluación de manos

Fuente: Elaboración propia

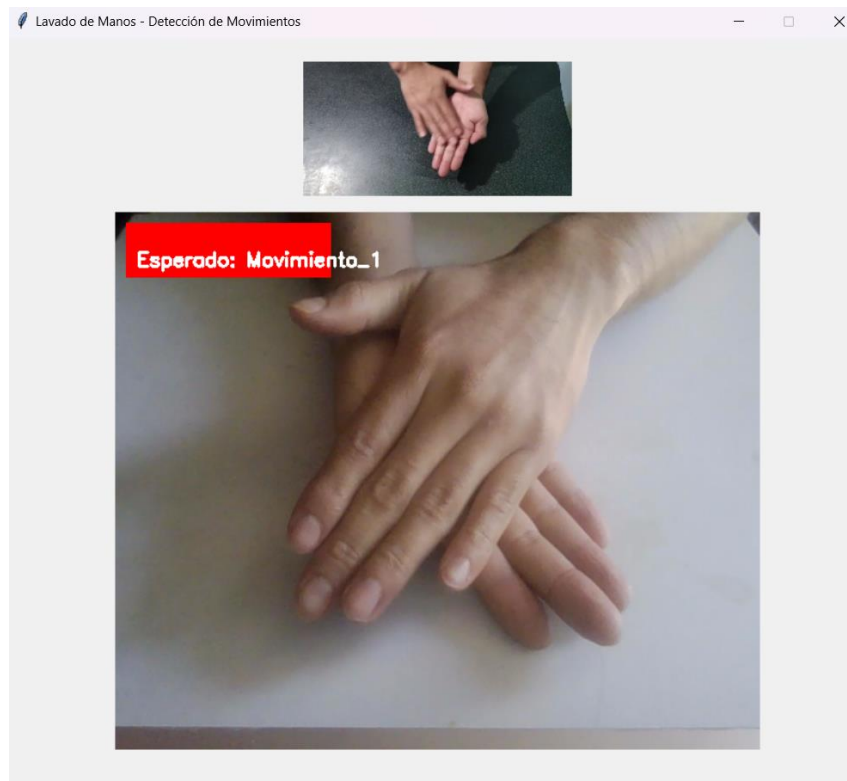
En la **Figura 15** se presenta el diagrama de flujo para la predicción de movimientos en tiempo real utilizando un modelo entrenado. El proceso comienza con la carga del modelo y la inicialización del ejecutable. Luego, se capturan fotogramas desde la cámara para que el sistema realice predicciones sobre los movimientos mostrados en el video. Si la predicción no es correcta, se retorna a la captura de fotogramas; si es correcta, se actualiza el feed de la cámara y el video de apoyo correspondiente. Este ciclo se repite hasta completar todos los movimientos, momento en el cual el sistema cierra y reinicia el ejecutable, concluyendo el proceso.

## Código del algoritmo

En los **Anexó 5** y **Anexó 6** se presenta el código responsable de la detección y clasificación automática de los movimientos de lavado de manos en tiempo real. Utilizando MediaPipe Hand Landmarker, el sistema extrae los landmarks de la mano en cada fotograma y los almacena en una secuencia de 100 frames, los cuales son procesados por un modelo de TensorFlow previamente entrenado para predecir a cuál de los seis movimientos pertenece. La interfaz gráfica, desarrollada con Tkinter, muestra la imagen en vivo de la cámara con un indicador visual que cambia de rojo a verde si el movimiento detectado es correcto. Paralelamente, un video de referencia se reproduce en un hilo independiente, permitiendo al usuario imitar el gesto esperado. El sistema avanza automáticamente de un movimiento a otro sin intervención manual, garantizando una experiencia fluida y guiada para la correcta ejecución de la secuencia de lavado de manos.

## DISCUSIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Como primera propuesta para este proyecto, se plantea el desarrollo de una interfaz en la que, en la parte superior, se presenten videos de referencia que guíen al usuario en la ejecución de cada movimiento del lavado de manos. Simultáneamente, la interfaz activará la cámara para capturar los movimientos en tiempo real con el apoyo del modelo entrenado que este mismo se generó en el código del entrenamiento. En la sección destinada a la visualización de la cámara, se incluirá una leyenda que identifique el movimiento que debe realizarse, junto con un indicador visual en forma de rectángulo. Este rectángulo aparecerá en color rojo cuando el movimiento no sea reconocido como correcto o no se esté ejecutando adecuadamente, y cambiará a verde una vez que el sistema detecte la correcta realización del gesto. Al validarse un movimiento, el video de apoyo avanzará automáticamente al siguiente, guiando al usuario a través de la secuencia completa del lavado de manos como se muestra en la **Figura 16**.



*Figura 16. 1ra propuesta para la interfaz*

*Fuente: Elaboración propia*

## CONCLUSIONES

El proyecto ha logrado desarrollar un sistema integral de evaluación y guía para el lavado de manos quirúrgico, utilizando tecnologías avanzadas como visión por computadora e inteligencia artificial. Este sistema emplea herramientas como OpenCV y MediaPipe para la detección y el análisis en tiempo real de los movimientos de las manos, lo que permite capturar y procesar los puntos clave de las manos (landmarks) para identificar, clasificar y evaluar cada uno de los movimientos asociados al proceso de lavado de manos. A través de la combinación de estas tecnologías, se ha logrado una solución automatizada que ofrece retroalimentación instantánea al usuario, mejorando la precisión y la efectividad del lavado de manos.

Uno de los elementos fundamentales de este proyecto es el uso de videos de referencia, que sirven para guiar al usuario en la correcta ejecución de los movimientos. La interfaz gráfica, desarrollada con herramientas como Tkinter, proporciona una experiencia intuitiva, mostrando en tiempo real el video del usuario junto con indicadores visuales, como rectángulos rojos y verdes, que facilitan la identificación de si el movimiento realizado es correcto o incorrecto. Esta retroalimentación visual se actualiza constantemente, asegurando que el usuario reciba una guía precisa y continua durante el proceso.

El sistema también se beneficia de un modelo de inteligencia artificial entrenado con un conjunto de videos etiquetados que contienen los movimientos específicos del lavado de manos. Gracias a este entrenamiento, el sistema puede clasificar y validar los movimientos con una alta tasa de precisión. El uso de una base de datos bien estructurada, que incluye los videos de entrenamiento y validación, asegura que el modelo sea capaz de generalizar de manera efectiva los patrones de movimiento.

A lo largo del proyecto, se identificaron varias áreas en las que el sistema puede mejorar, especialmente en la robustez de la detección de manos en entornos con poca iluminación o con interferencias de fondo. No obstante, el sistema actual ha

demostrado ser efectivo en condiciones controladas y puede ser fácilmente adaptado a diversos entornos.

En general, este sistema tiene el potencial de ser una herramienta valiosa en aplicaciones donde la higiene y la precisión en el lavado de manos son cruciales, como en entornos quirúrgicos, médicos o educativos. Además, la facilidad de uso de la interfaz gráfica y la integración con videos de referencia hacen que este sistema sea accesible para una amplia gama de usuarios. A medida que se mejoren las técnicas de aprendizaje automático y la precisión de la detección en tiempo real, este tipo de soluciones pueden convertirse en una herramienta estándar en la formación y evaluación de técnicas de higiene de alto nivel.



## REFERENCIAS

- Almenara, J. C., Osuna, J. B., & Obrador, M. (2016). Realidad aumentada aplicada a la enseñanza de la medicina. En *Educación Médica* (3 ed., Vol. 18, págs. 203-208). ELSEVIER. Obtenido de [www.elsevier.es/edumed](http://www.elsevier.es/edumed)
- Cerdá, A. G., Lorenzo, G., Lledó, A. L., & Albaladejo, E. G. (2021). Realidad aumentada: tecnología para el trastorno del espectro autista. En *Convergencia entre educación y tecnología: Hacia un nuevo paradigma* (págs. 560 - 564). Eudeba. Obtenido de [https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/123191/1/Gilabert-Cerda\\_etal\\_EDUTEC21.pdf](https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/123191/1/Gilabert-Cerda_etal_EDUTEC21.pdf)
- FAJARDO, G. E. (30 de Noviembre de 2012). *Diario Oficial De La Federación*. Obtenido de Diario Oficial De La Federación: [https://dof.gob.mx/nota\\_detalle.php?codigo=5280847&fecha=30/11/2012#sc.tab=0](https://dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5280847&fecha=30/11/2012#sc.tab=0)
- Granieri, M. (21 de Abril de 2023). *OBS Business School*. Obtenido de OBS Business School: <https://www.obsbusiness.school/blog/la-realidad-virtual-y-aumentada-y-sus-aplicaciones-en-medicina>
- Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado. (08 de 11 de 2022). *Conoce la importancia del lavado de manos en el personal de salud*. Recuperado el 27 de January de 2025, de Gobierno de México: <https://www.gob.mx/issste/articulos/conoce-la-importancia-del-lavado-de-manos-en-el-personal-de-salud?idiom=es>
- ISO/PC 283. (2018). *Online Browsing Platform (OBP)*. Obtenido de Online Browsing Platform (OBP): <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:45001:ed-1:v1:es>
- ISO/TC 209. (2003). *Online Browsing Platform (OBP)*. Obtenido de Online Browsing Platform (OBP): <https://www.iso.org/obp/ui/es/#iso:std:iso:14698:-1:ed-1:v1:en>

- Muñoz, L. C., & Rigondeaux, Y. F. (01 de 11 de 2020). La Realidad Aumentada en el enfrentamiento a la COVID-19. *Serie Científica de la Universidad de las Ciencias Informáticas*, 13(11), 16. Obtenido de <https://publicaciones.uci.cu/>
- Navarro, R. B. (15 de Septiembre de 2020). *Christeyns*. Obtenido de Christeyns: <https://www.christeyns.com/es-es/semmelweis-lavarse-las-manos-salva-vidas/>
- Organización Mundial de la Salud. (s.f.). *IMSS*. Obtenido de IMSS: <https://www.imss.gob.mx/salud-en-linea/infografias/lavado-manos>
- Organización Panamericana de la Salud. (17 de Noviembre de 2021). *OPS*. Obtenido de OPS: <https://www.paho.org/es/noticias/17-11-2021-higiene-manos-salva-vidas>
- Rebollar Cruz, S. G. (01 de 12 de 2016). CUMPLIMIENTO DE LA TÉCNICA DEL LAVADO DE MANOS DEL PERSONAL DE ENFERMERÍA, EN UN HOSPITAL DE ALTA ESPECIALIDAD. *Tesis de Licenciatura*, 98. Obtenido de <http://hdl.handle.net/20.500.11799/71066>
- Silva, L. C. (05 de 07 de 2010). Técnica de Lavado de Manos. *Revista de Enfermería*(1.5), 3. Obtenido de <https://www.fundasamin.org.ar/archivos/T%C3%A9cnica%20de%20Lavado%20de%20Manos.pdf>

## ANEXOS

```
import mediapipe as mp

# Inicializar MediaPipe para la detección de manos
mp_hands = mp.solutions.hands
hands = mp_hands.Hands(min_detection_confidence=0.5
, min_tracking_confidence=0.5)

# Inicializar OpenCV para capturar video
cap = cv2.VideoCapture(0)

while cap.isOpened():
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        break

# Voltar la imagen horizontalmente (opcional, dependiendo de cómo quieras
la cámara)
frame = cv2.flip(frame, 1)

# Convertir el frame a RGB (MediaPipe trabaja con RGB)
rgb_frame = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)

# Procesar el frame con MediaPipe
results = hands.process(rgb_frame)

# Verificar si se han detectado manos
if results.multi_hand_landmarks:
    # Contar cuántas manos han sido detectadas
    num_hands = len(results.multi_hand_landmarks)

    for hand_landmarks, handedness in
zip(results.multi_hand_landmarks, results.multi_handedness):
        # Obtener el rectángulo delimitador de la mano
        x_min = min([lm.x for lm in hand_landmarks.landmark])
        x_max = max([lm.x for lm in hand_landmarks.landmark])
        y_min = min([lm.y for lm in hand_landmarks.landmark])
        y_max = max([lm.y for lm in hand_landmarks.landmark])

        # Convertir coordenadas normalizadas a píxeles
        h, w, _ = frame.shape
        x_min, x_max = int(x_min * w), int(x_max * w)
        y_min, y_max = int(y_min * h), int(y_max * h)

        # Dibujar el cuadro alrededor de la mano
        cv2.rectangle(frame, (x_min, y_min), (x_max, y_max), (0, 255,
0), 2)

        # Determinar si es la mano izquierda o derecha
        hand_label = handedness.classification[0].label
        label = "Mano Izquierda" if hand_label == 'Left' else
"Mano Derecha"

        # Mostrar la etiqueta en la imagen
        cv2.putText(frame, label, (x_min, y_min - 10
), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 1, (0, 255, 0), 2)

# Mostrar la leyenda de manos detectadas (dependiendo del número de manos)
hands_text = "Manos detectadas" if num_hands > 1 else
"Mano detectada"
cv2.putText(frame, hands_text, (50, 50
), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 1, (0, 255, 0), 2)

# Mostrar el frame con las manos detectadas y cuadros
cv2.imshow("Detección de Manos", frame)

# Salir si presionas 'q'
if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
    break

# Liberar la cámara y cerrar ventanas
cap.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

*Anexó 1. Código del Algoritmo de detección de manos*

*Fuente: Elaboración propia*

En el código del **Anexó 1** realiza la captura y detección de manos en tiempo real utilizando OpenCV y MediaPipe.

```

import cv2
import mediapipe as mp

# Inicializar MediaPipe para la detección de manos
mp_hands = mp.solutions.hands
mp_drawing = mp.solutions.drawing_utils # Utilidad para dibujar los puntos
hands = mp_hands.Hands(min_detection_confidence=0.5
, min_tracking_confidence=0.5)

# Inicializar OpenCV para capturar video
cap = cv2.VideoCapture(0)

while cap.isOpened():
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        break

    # Voltear la imagen horizontalmente (opcional)
    frame = cv2.flip(frame, 1)

    # Convertir el frame a RGB (MediaPipe trabaja con RGB)
    rgb_frame = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)

    # Procesar el frame con MediaPipe
    results = hands.process(rgb_frame)

    # Verificar si se han detectado manos
    if results.multi_hand_landmarks:
        # Contar cuántas manos han sido detectadas
        num_hands = len(results.multi_hand_landmarks)

        for hand_landmarks, handedness in
zip(results.multi_hand_landmarks, results.multi_handedness):
            # Dibujar los puntos clave de las manos
            mp_drawing.draw_landmarks(frame, hand_landmarks, mp_hands.HAND_
CONNECTIONS)

            # Determinar si es la mano izquierda o derecha
            hand_label = handedness.classification[0].label
            label = "Mano Izquierda" if hand_label == 'Left' else
"Mano Derecha"

# Obtener el punto de referencia para mostrar la etiqueta (coordenadas del
punto 0)
            h, w, _ = frame.shape
            x_label = int(hand_landmarks.landmark[0].x * w)
            y_label = int(hand_landmarks.landmark[0].y * h)

            # Mostrar la etiqueta cerca del punto 0
            cv2.putText(frame, label, (x_label, y_label - 10
), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 1, (0, 255, 0), 2)

# Mostrar la leyenda de manos detectadas (dependiendo del número de manos)
            hands_text = "Manos detectadas" if num_hands > 1 else
"Mano detectada"
            cv2.putText(frame, hands_text, (50, 50), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX,
1, (0, 255, 0), 2)

            # Mostrar el frame con las manos detectadas y puntos clave
            cv2.imshow("Detección de Manos", frame)

            # Salir si presionas 'q'
            if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
                break

# Liberar la cámara y cerrar ventanas
cap.release()
cv2.destroyAllWindows()

```

*Anexó 2. Código del algoritmo de detección de puntos clave en tiempo real*

*Fuente: Elaboración propia*

En el código del **Anexó 2** realiza la función para la detección de puntos clave de las manos en tiempo real utilizando OpenCV y MediaPipe.

```

!pip install -q mediapipe
!
wget -q https://storage.googleapis.com/mediapipe-models/hand_landmarker/hand_landmarker/f10
at16/
1/hand_landmarker.task

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# 1. Librerías necesarias
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.applications import MobileNetV2
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D

from mediapipe import solutions
from mediapipe.framework.formats import landmark_pb2
import numpy as np

def list_points_on_image(detection_result):
    hand_landmarks_list = detection_result.hand_world_landmarks
    handedness_list = detection_result.handedness
    # Loop through the detected hands to visualize.
    matriz = np.zeros((21*3))
    if(len(hand_landmarks_list)>0):
        for idx in range(len(hand_landmarks_list[0])):
            hand_landmarks = hand_landmarks_list[0][idx]
            #print (hand_landmarks)
            x=hand_landmarks.x
            y=hand_landmarks.y
            z=hand_landmarks.z
            matriz[idx]=x
            matriz[idx+21]=y
            matriz[idx+(21*2)]=z
        return matriz

import os
import cv2
import shutil

def extract_frames_from_video(video_path, output_dir, label):
    os.makedirs(output_dir, exist_ok=True)
    cap = cv2.VideoCapture(video_path)
    count = 0
    while cap.isOpened():
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break
        # Redimensionar fotografías a 224x224
        frame_resized = cv2.resize(frame, (224, 224))
        # Guardar fotografías como imágenes
        frame_filename = os.path.join(output_dir, f'{label}_{count:04d}.jpg')
        cv2.imwrite(frame_filename, frame_resized)
        count += 1
    cap.release()

# Ruta del dataset
dataset_path = '/content/drive/My Drive/dataset/'

# Extraer fotografías de videos de entrenamiento
for movement in os.listdir(dataset_path + 'training'):
    movement_folder = os.path.join(dataset_path + 'training', movement)
    output_folder = f'/content/drive/My Drive/processed/training/{movement}'
    for video in os.listdir(movement_folder):
        video_path = os.path.join(movement_folder, video)
        extract_frames_from_video(video_path, output_folder, movement)

# Extraer fotografías de videos de validación
for movement in os.listdir(dataset_path + 'validation'):
    movement_folder = os.path.join(dataset_path + 'validation', movement)
    output_folder = f'/content/drive/My Drive/processed/validation/{movement}'
    for video in os.listdir(movement_folder):
        video_path = os.path.join(movement_folder, video)
        extract_frames_from_video(video_path, output_folder, movement)

# STEP 1: Import the necessary modules.
import mediapipe as mp
from mediapipe.tasks import python
from mediapipe.tasks.python import vision

# STEP 2: Create an HandLandmarker object.
base_options = python.BaseOptions(model_asset_path='hand_landmarker.task')
options = vision.HandLandmarkerOptions(base_options=base_options,
                                       num_hands=2)
detector = vision.HandLandmarker.create_from_options(options)

# Ruta del dataset
dataset_path = '/content/drive/My Drive/processed/training/paso_2/'

matriz_total = np.zeros(63)
# Extraer fotografías de videos de entrenamiento
lista = os.listdir(dataset_path)
lista = sorted(lista)

for movement in lista:
    if movement[-4:] == '.jpg':
        movement_folder = os.path.join(dataset_path, movement)
        output_folder = f'/content/drive/My Drive/processed/training/paso_2/{movement}'
        print(movement)
        # STEP 3: Load the input image.
        image = mp.Image.create_from_file(output_folder)
        # STEP 4: Detect hand landmarks from the input image.
        detection_result = detector.detect(image)
        matriz_punto = list_points_on_image(detection_result)
        matriz_total = np.c_[matriz_total, matriz_punto]

```

### Anexó 3. 1ra parte del código de entrenamiento

*Fuente: Elaboración propia*

```

plt.figure()
plt.imshow(matriz_total)
plt.show()

import os
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import mediapipe as mp

# Define la ruta del dataset
dataset_path = '/content/drive/My Drive/processed/training/paso_2/'

# Inicializa un diccionario para almacenar las matrices por iteración
matrices_por_iteracion = {}

# Rango de capturas con etiquetas
rangos = [
    ("paso_2_0000", "paso_2_0010", "iteracion1"),
    ("paso_2_0011", "paso_2_0022", "iteracion2"),
    ("paso_2_0023", "paso_2_0035", "iteracion3"),
    ("paso_2_0036", "paso_2_0047", "iteracion4"),
    ("paso_2_0048", "paso_2_0060", "iteracion5"),
    ("paso_2_0061", "paso_2_0071", "iteracion6"),
    ("paso_2_0072", "paso_2_0083", "iteracion7"),
    ("paso_2_0084", "paso_2_0097", "iteracion8"),
    ("paso_2_0098", "paso_2_0111", "iteracion9"),
    ("paso_2_0112", "paso_2_0124", "iteracion10"),
    ("paso_2_0125", "paso_2_0136", "iteracion11"),
    ("paso_2_0137", "paso_2_0148", "iteracion12"),
    ("paso_2_0149", "paso_2_0160", "iteracion13"),
    ("paso_2_0161", "paso_2_0173", "iteracion14"),
    ("paso_2_0174", "paso_2_0187", "iteracion15"),
    ("paso_2_0188", "paso_2_0203", "iteracion16"),
    ("paso_2_0204", "paso_2_0218", "iteracion17"),
    ("paso_2_0219", "paso_2_0234", "iteracion18"),
    ("paso_2_0235", "paso_2_0251", "iteracion19"),
    ("paso_2_0252", "paso_2_0268", "iteracion20"),
    ("paso_2_0269", "paso_2_0286", "iteracion21"),
    ("paso_2_0287", "paso_2_0302", "iteracion22"),
    ("paso_2_0303", "paso_2_0320", "iteracion23"),
    ("paso_2_0321", "paso_2_0335", "iteracion24"),
    ("paso_2_0336", "paso_2_0350", "iteracion25"),
    ("paso_2_0351", "paso_2_0364", "iteracion26"),
    ("paso_2_0365", "paso_2_0381", "iteracion27"),
    ("paso_2_0382", "paso_2_0397", "iteracion28"),
    ("paso_2_0398", "paso_2_0413", "iteracion29"),
    ("paso_2_0414", "paso_2_0429", "iteracion30"),
    ("paso_2_0430", "paso_2_0446", "iteracion31"),
    ("paso_2_0447", "paso_2_0456", "ruido"),
    ("paso_2_0457", "paso_2_0473", "ruido"),
]

# Configuración de MediaPipe Hand Landmarker
mp_hands = mp.solutions.hands
hands = mp_hands.Hands(static_image_mode=True, max_num_hands=2)

def extract_landmarks_from_image(image_path):
    """Extrae los puntos de las manos de una imagen."""
    # Leer la imagen usando OpenCV
    image = cv2.imread(image_path)
    image_rgb = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB) # Convertir a RGB
    # Procesar la imagen con MediaPipe
    results = hands.process(image_rgb)
    if results.multi_hand_landmarks:
        landmarks = []
        for hand_landmarks in results.multi_hand_landmarks:
            landmarks.extend(
                [(lm.x, lm.y, lm.z) for lm in hand_landmarks.landmark]
            )
        return np.array(landmarks).flatten()
    return np.zeros(63) # Si no se detectan manos

# Procesar cada rango y etiqueta
for start, end, label in rangos:
    matriz_total = np.zeros((63, 0)) # Reinicia la matriz para cada rango
    for filename in sorted(os.listdir(dataset_path)):
        if filename.endswith('.jpg') and start <= filename <= end:
            image_path = os.path.join(dataset_path, filename)
            puntos = extract_landmarks_from_image(image_path)
            matriz_total = np.c_[matriz_total, puntos]
    matrices_por_iteracion[label] = matriz_total

# Graficar las matrices de las iteraciones seleccionadas
for label, matriz in matrices_por_iteracion.items():
    plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.imshow(matriz, aspect='auto', cmap='viridis')
    plt.colorbar()
    plt.title(f'Matriz de puntos - {label}')
    plt.xlabel('Frames')
    plt.ylabel('Puntos de landmark')
    plt.show()

```

#### Anexó 4. 2da parte del código de entrenamiento

*Fuente: Elaboración propia*

En los código del **Anexó 3** y **Anexó 4** realiza la extracción, procesamiento y análisis de fotogramas de videos de movimientos de manos utilizando OpenCV y MediaPipe.

```

import cv2
import numpy as np
import tensorflow as tf
import mediapipe as mp
from tkinter import Tk, Label
from PIL import Image, ImageTk
import threading
import time

# Cargar el modelo entrenado
model = tf.keras.models.load_model('modelo_lavado_manos.h5')

# Las clases que tu modelo predice
CLASES = {0: 'movimiento_1', 1: 'movimiento_2', 2: 'movimiento_3', 3:
'movimiento_4', 4: 'movimiento_5', 5: 'movimiento_6'}

# Configuración inicial
VIDEOS = {f'Movimiento_{i}': f'videos/training/Movimiento_{i}_LCVJ.mp4'
for i in range(1, 7)}
current_video = VIDEOS['Movimiento_1']
expected_class = 'Movimiento_1'
current_class = None
indicator_color = (0, 0, 255) # Rojo inicialmente
lock = threading.Lock()

# MediaPipe para detección de manos
mp_hands = mp.solutions.hands
hands = mp_hands.Hands(static_image_mode=False, max_num_hands=1
, min_detection_confidence=0.5, min_tracking_confidence=0.5)

# Ventana para acumulación de secuencias
SEQUENCE_LENGTH = 996 # Longitud esperada por el modelo
sequence = []

# Función para predecir usando una secuencia acumulada
def predict_movement(landmarks):
    global sequence

    # Añadir landmarks a la secuencia
    sequence.append(landmarks)
    if len(sequence) > 100: # Ahora 100 es la longitud esperada
        sequence.pop(0) # Mantener la longitud fija de 100 frames

    # Verificar si la secuencia está completa
    if len(sequence) == 100:
        # Convertir la secuencia acumulada a un arreglo (100, 21, 3)
        input_data = np.array(sequence) # (100, 63)

        # Reorganizar los datos para que tengan forma (100, 21, 3)
        input_data = input_data.reshape((100, 21, 3)) # (100, 21, 3)

        # Añadir una dimensión extra para el batch (1, 100, 21, 3)
        input_data = np.expand_dims(input_data, axis=0)
        # (1, 100, 21, 3)

        # Realizar la predicción
        prediction = model.predict(input_data, verbose=0)
        predicted_class = np.argmax(prediction)
        return CLASES[predicted_class]
    return None

# Función para procesar los landmarks de un frame
def extract_landmarks(frame):
    results = hands.process(cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    if results.multi_hand_landmarks:
        hand_landmarks = results.multi_hand_landmarks[0]
        return np.array([[lm.x, lm.y, lm.z] for lm in
hand_landmarks.landmark]).flatten() # (63,)
    return None

```

*Anexó 5. 1ra parte del código de la interfaz*

*Fuente: Elaboración propia*

```

# Función para actualizar la cámara
def update_camera():
    global current_video, expected_class, current_class, indicator_color
    cap = cv2.VideoCapture(0)
    while cap.isOpened():
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break
        frame = cv2.flip(frame, 1) # Voltear horizontalmente
        landmarks = extract_landmarks(frame)

        if landmarks is not None:
            current_class = predict_movement(landmarks)

        # Comparar la clase predicha con la clase esperada
        if current_class == expected_class:
            indicator_color = (0, 255, 0) # Verde cuando es correcto
            with lock:
                next_index = list(VIDEOS.keys()).index(expected_class) +
1
                if next_index < len(VIDEOS):
                    expected_class = list(VIDEOS.keys())[next_index]
                    current_video = VIDEOS[expected_class]
                else:
                    print("|Todos los movimientos completados!")
                    break
            else:
                indicator_color = (0, 0, 255) # Rojo cuando es incorrecto

        # Redimensionar y mostrar la imagen en la interfaz
        frame = cv2.resize(frame, (600, 500))
        cv2.rectangle(frame, (10, 10), (200, 60), indicator_color, -1)
        cv2.putText(frame, f"Esperado: {expected_class}", (20, 50
), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (255, 255, 255), 2)
        frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img = ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(frame_rgb))
        camera_label.configure(image=img)
        camera_label.image = img
        time.sleep(0.03) # Controlar FPS
    cap.release()

# Función para reproducir el video de apoyo
def play_video():
    global current_video
    while True:
        with lock:
            video = current_video
            cap = cv2.VideoCapture(video)
            while cap.isOpened():
                ret, frame = cap.read()
                if not ret or video != current_video:
                    break
                frame = cv2.resize(frame, (250, 125))
        # Redimensionar el video de apoyo
        frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        img = ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(frame_rgb))
        video_label.configure(image=img)
        video_label.image = img
        time.sleep(0.03)
    cap.release()

# Crear ventana principal
root = Tk()
root.title("Lavado de Manos - Detección de Movimientos")
root.geometry("800x700") # Tamaño de la ventana
root.resizable(False, False)

# Etiqueta para el video de apoyo
video_label = Label(root, width=250, height=125)
video_label.place(x=275, y=20) # Centrado en la parte superior

# Etiqueta para la cámara
camera_label = Label(root, width=600, height=500)
camera_label.place(x=100, y=160) # Debajo del video de apoyo

# Iniciar hilos para la cámara y el video
threading.Thread(target=update_camera, daemon=True).start()
threading.Thread(target=play_video, daemon=True).start()

root.mainloop()

# Cerrar recursos de MediaPipe al finalizar
hands.close()

```

## Anexó 6. 2da parte del código de la interfaz

*Fuente: Elaboración propia*

En los códigos del **Anexó 5** y **Anexó 6** se implementa la interfaz responsable de la detección y clasificación automática de los movimientos de lavado de manos en tiempo real, utilizando MediaPipe Hand Landmarker