

**UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**



**Sistema inteligente de apoyo para la detección de postura en la prevención  
de trastornos musculoesqueléticos de trabajadores en un hospital de  
Lambayeque**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE  
INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

**AUTOR**

**Fernando Antonio Cantelli Salazar**

**ASESOR**

**Segundo Jose Castillo Zumaran**

<https://orcid.org/0000-0001-5613-5519>

**Chiclayo, 2025**

**Sistema inteligente de apoyo para la detección de postura en la  
prevención de trastornos musculoesqueléticos de trabajadores en un  
hospital de Lambayeque**

PRESENTADA POR

**Fernando Antonio Cantelli Salazar**

A la Facultad de Ingeniería de la  
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo  
para optar el título de

**INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

APROBADA POR

Miguel Angel Diaz Espino

PRESIDENTE

William Alfredo Noblecilla Vincés

SECRETARIO

Segundo Jose Castillo Zumaran

VOCAL

---

## Sistema inteligente de apoyo para detectar posturas en la prevención de trastornos musculoesqueléticos de trabajadores en un hospital de Lambayeque

---

### INFORME DE ORIGINALIDAD

---



### FUENTES PRIMARIAS

---

<b>1</b>	<b>tesis.usat.edu.pe</b> Fuente de Internet	<b>2%</b>
<b>2</b>	<b>"Industrial Engineering and Applications", IOS Press, 2023</b> Publicación	<b>1%</b>
<b>3</b>	<b>repository.uniminuto.edu</b> Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>4</b>	<b>revista.uch.edu.pe</b> Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>5</b>	<b>www.fceqyn.unam.edu.ar</b> Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>6</b>	<b>Submitted to Universidad Andina del Cusco</b> Trabajo del estudiante	<b>1%</b>
<b>7</b>	<b>uvadoc.uva.es</b> Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>8</b>	<b>Submitted to UNITEC Institute of Technology</b> Trabajo del estudiante	<b>&lt;1%</b>

---

## Índice

<b>Resumen .....</b>	<b>5</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>6</b>
<b>Introducción.....</b>	<b>7</b>
<b>Revisión de literatura .....</b>	<b>9</b>
<b>Materiales y métodos .....</b>	<b>15</b>
<b>Resultados y discusión .....</b>	<b>17</b>
<b>Conclusiones .....</b>	<b>28</b>
<b>Recomendaciones .....</b>	<b>28</b>
<b>Referencias.....</b>	<b>30</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>32</b>

## Resumen

El presente trabajo de investigación demostró como un Sistema Inteligente de Apoyo, basado en la tecnología de Machine Learning y centrado en la visión computacional puede presentarse como solución a la problemática de detección de posturas inadecuadas, contribuyendo así a la prevención de trastornos musculoesqueléticos (TME). El sistema permite detectar posturas incorrectas en base a la detección de puntos de referencias y reglas de evaluación, gestionar la información recolectada mediante una interfaz de usuario y mostrar recomendaciones en tiempo real para corregir dichas posturas. La investigación realizada fue de tipo aplicada, centrándose en la prevención de TME apoyándose en la implementación de un sistema inteligente capaz de evaluar las posturas de los trabajadores de salud de un hospital de Lambayeque. El sistema fue implementado utilizando la metodología Extreme Programming (XP), incluyendo una interfaz web dinámica desarrollada en Python, con el uso de Streamlit y MySQL como gestor de base de datos. Gracias al uso del modelo MediaPipe para la estimación de poses y el procesamiento de video, se alcanzó una precisión del 92% en la identificación de posturas inadecuadas, detectando en esta postura los puntos de referencia de la cara y oídos, cuello, cadera y miembros superiores e inferiores mediante la captura lateral del cuerpo del sujeto en su totalidad.

**Palabras clave:** Machine Learning, Visión computacional, Sistema Músculo-Esquelético, Sistema Inteligente.

## Abstract

This research work demonstrated how an Intelligent Support System, based on Machine Learning technology and focused on computer vision, can be presented as a solution to the problem of detecting inadequate postures, thus contributing to the prevention of musculoskeletal disorders (MSDs). The system allows detecting incorrect postures based on the detection of reference points and evaluation rules, managing the information collected through a user interface and displaying recommendations in real time to correct said postures. The research carried out was of an applied type, focusing on the prevention of MSDs based on the implementation of an intelligent system capable of evaluating the postures of health workers at a hospital in Lambayeque. The system was implemented using the Extreme Programming (XP) methodology, including a dynamic web interface developed in Python, with the use of Streamlit and MySQL as a database manager. Using the MediaPipe model for pose estimation and video processing, 92% accuracy was achieved in identifying inappropriate postures, detecting in this posture the reference points of the face and ears, neck, hips, and upper and lower limbs by laterally capturing the subject's entire body.

**Keywords:** Machine Learning, Computer Vision, Musculoskeletal System, Intelligent System.

## Introducción

Los trastornos musculoesqueléticos (TME) se encuentran entre las principales causas de la ausencia laboral, presentes en cerca de 1710 millones de personas en el mundo. Los TME también son la primera causa de años vividos con discapacidad, representando aproximadamente 149 millones de estos, equivalente al 17% del total a nivel mundial. Si bien esta prevalencia puede variar según diferentes factores, es el dolor lumbar el mayor contribuyente a la prevalencia de TME, con 568 millones de afectados. Además, es la primera causa de necesidad mundial de rehabilitación, 610 millones de personas a nivel mundial, y a menudo coexisten junto a otras enfermedades no transmisibles, a su vez aumentando el riesgo de desarrollar otras enfermedades no transmisibles[1], [2], [3].

El trabajo de [4] menciona que a pesar de que muchos centros de trabajo siguen un diseño ergonómico adecuado, los entornos domésticos son muy diferentes. Esto puede provocar una peor postura al sentarse y con esto el desarrollo de TME. En cuanto a su prevalencia, entre los más afectados se encuentran a los países de altos ingresos, con 441 millones afectados, le siguen los países pertenecientes a la región del pacífico occidental, con 427 millones, y luego los países de la región de Asia sudoriental, con 369 millones. Es por esto que el presente trabajo busca aplicarse en trabajadores de un hospital de Lambayeque, quienes, debido a la naturaleza de su trabajo, mantienen posturas forzadas por largos periodos de tiempo y realizan movimientos repetitivos al dar uso a las herramientas de trabajo.

En las investigaciones [5] y [6] se menciona como, en Perú, los TME tuvieron predominio en personas que tienen como herramienta de trabajo principal a la computadora. En estos trabajadores, las regiones afectadas son la zona lumbar (64%), dorsal (62%) y cervical (55%), teniendo a la duración del trabajo con una computadora como un factor de riesgo importante para la dolencia presente en estas zonas.

Al mantener una postura estática donde la cabeza es sostenida por el cuello, los músculos de esta zona trabajan en exceso. Esta posición produce una carga en las estructuras musculoesqueléticas en la región del cuello y los hombros teniendo como consecuencia una tensión muscular, esto a largo plazo ocasiona dolor en el cuello y los hombros lo cual también limita el rango de movimiento que pueda realizar una persona. Otros factores relacionados como la mala ergonomía en la zona de trabajo, concentraciones de carga en el cuerpo, ausencia de pausas activas y una mala condición física también se relacionan a esta situación [4], [6].

Con el objetivo de reducir estos problemas se han desarrollado diferentes sistemas que tienen como fin la detección y/o prevención de factores de riesgo relacionados a estos trastornos. Tras revisar la problemática se ha pensado en aplicar la tecnología de inteligencia artificial en esta

investigación y a su vez se plantea la siguiente pregunta ¿De qué manera se puede aplicar la visión computacional en la prevención de trastornos musculoesqueléticos en trabajadores de un hospital?

El proyecto se justifica en base a la búsqueda de ofrecer una solución tecnológica capaz de abordar, de manera proactiva, los riesgos asociados con malos hábitos de postura al sentarse.

Desde el punto de vista científico se busca plantear una alternativa de solución enfocada a la prevención de TME y la detección de posturas humanas; ya que las situaciones que se pueden abordar con la detección de posturas humanas aplicadas a la prevención de enfermedades se ven ampliadas por medio de este proyecto, incitando a la investigación y exploración del tema a nivel nacional y local. Además, se proporciona aspectos relacionados a la población estudiada y aspectos a tomar en cuenta para proyectos similares.

Por otro lado, la prevención de TME apoyada por sistemas inteligentes para detectar posturas al sentarse sirve como medida preventiva ante riesgo de salida temprana del puesto de trabajo. Al ser los TME el factor de riesgo de mayor contribución a los años vividos con discapacidad, su prevención tiene valor económico a la sociedad permitiendo mantener la vida útil de los trabajadores.

Desde el punto de vista social, la implementación de este sistema contribuirá al bienestar y la salud de la población al ayudar a la prevención de TME. Esto se puede traducir en una población más saludable y con una posibilidad de mejor calidad de vida. Además, al prevenir, permitirá reducir la carga sobre los servicios de atención médica, lo cual puede traducirse en tiempos de espera más cortos y una atención de salud más eficiente para toda la comunidad.

Y desde el punto de vista tecnológico, el desarrollo de la investigación servirá como antecedente tecnológico en visión computacional, impulsando el desarrollo de sistemas inteligentes capaces de analizar y detectar patrones en grandes conjuntos de imágenes, lo cual es esencial no solo para la detección de movimientos repetitivos y posturas inadecuadas, sino para otras aplicaciones en áreas distintas que impliquen información presentada en imágenes.

En el desarrollo de la investigación como objetivo general se plantea implementar un sistema inteligente de apoyo de detección de postura para la prevención de trastornos musculoesqueléticos en trabajadores de un hospital de Lambayeque. Se empezó eligiendo el modelo que mejor se adecue a la detección de postura humana, pasando al planteamiento y comprobación de métricas de clasificación del sistema inteligente y con esto construir una base de datos competente para el apoyo del sistema, finalizando con el diseño de una interfaz que facilitará el uso y entendimiento del sistema.

## Revisión de literatura

### Antecedentes

Estrada et al en su investigación [4] abordaron la problemática presente en la detección de postura humana, la variación de la apariencia humana, colores e iluminación, cambios en el entorno y similitud entre partes del cuerpo o falta de visibilidad de estos. Con el fin de proponer una solución, implementaron un sistema de monitoreo de postura aplicando un sistema de hardware especializado capaz de procesar imágenes en tiempo real a través de redes neuronales convolucionales y cámaras de teléfonos móviles. El vídeo se procesa en dos pasos: primero se estiman las posiciones de las articulaciones de la persona mediante un clasificador de redes neuronales y luego se procesa y valida la postura del usuario, al final se brindan recomendaciones de acuerdo a determinados parámetros. Este sistema logró reconocer posturas correctas e incorrectas con una precisión del 85.18% y 92.07% respectivamente, demostrando su capacidad de detección de posturas inadecuadas en ambientes complejos. Además, encontró puntos de referencia importantes para reconocer posturas adecuadas e inadecuadas. Incluyendo la posición de la nariz sobre el hombro, el hombro sobre el codo, el codo sobre la muñeca y el hombro sobre la mitad de la cadera.

Un segundo trabajo de Kulikajevs et al [7], trata la problemática de obstrucciones en la captura de puntos de referencia del cuerpo humano y los casos donde solo la parte del cuerpo es visible al momento de identificar la postura, mencionando como estos aspectos generan el fallo de otros métodos de predicción de postura basados en el esqueleto. Con el fin de afrontar esta situación, han propuesto un modelo de red jerárquica recurrente profunda basado en MobileNetV2, mencionando que, al realizar análisis previos del procesamiento de imágenes, resulta complicado predecir la postura en base a imágenes únicas, por lo tanto, utiliza una secuencia de imágenes variables obtenida entre 1 a 4 cuadros por segundo, usando como entrada a datos de video secuenciales. Como resultado lograron que la red neuronal extraiga características temporales importantes de los cuadros de video, que de otro modo se perderían en comparación con una clasificación de un solo cuadro, llegando a una predicción de la postura humana sentada independiente de predictores del esqueleto cuando sólo el 30% del torso humano es visible en el marco.

En el trabajo de Cubas et al [8], abordan la implementación no invasiva de aplicaciones monitoreo ergonómico laboral evitando la confusión del sujeto con su entorno como solución a los riesgos ergonómicos que pueden producir daños en la salud. Realizaron un análisis ergonómico por medio de un sistema desarrollado en Python mediante la captura de imágenes del personal de oficina, con el fin de evitar situaciones dañinas a la salud, teniendo acceso a la

ejecución de medidas preventivas y de control. Lograron un mapeo de los diferentes puntos de en el cuerpo de la población estudiada, respondiendo a necesidades reales del análisis ergonómico.

El trabajo realizado por Adrianzen et al [9] abarca una solución basada en Python y openCV ante el problema del riesgo ergonómico como causa de daño a la salud. Tomando como objeto de estudio a trabajadores de empresas industriales cuyas actividades estén relacionadas a funciones de oficina o manejo de maquinarias. El procesamiento de imágenes se realiza inicialmente mediante el uso de una cámara con una resolución de captura de 12 megapíxeles para la estimación inicial de poses, luego pasa a la captura en tiempo real mediante el uso de una cámara web, finalmente usando openCV para el procesamiento y localización de puntos de referencia. El programa obtuvo un 94% de precisión en la detección de posturas inadecuadas, tomando como puntos de referencia los oídos, hombros y cadera obteniendo la inclinación del torso y cuello del sujeto.

Alcarazo-Ibáñez et al tratan en su investigación [10] la problemática de la clasificación de frutas, en este caso el limón sutil peruano, mencionando como este proceso normalmente requiere mano de obra experta y es propensa al error humano. Como solución propone un marco de trabajo basado en técnicas de procesamiento de imágenes y visión computacional con el fin de realizar una clasificación automática en base al color del fruto. Aplica técnicas de clasificación automática como la máquina de vectores de soporte(SVM) y k vecinos más cercanos(KNN) basándose en el canal R del espacio de color RGB como característica principal. Como resultado del obtiene una precisión general del 98% entre las tres clasificaciones(verde, pintón, maduro), la técnica KNN obtuvo valores similares y además tiempo de procesamiento menor al de SVM, pero con un mayor costo de recursos computacionales.

En el trabajo de Briceño et al [11] se aborda la arquitectura mini-Xception para el reconocimiento de sexo en estudiantes universitarios de una universidad de Lambayeque. La problemática se basa en la detección de rostros mestizos, tomando en cuenta que el entrenamiento original fue realizado con rostros caucásicos. La muestra de imágenes fue conformada por fotos carnet de los estudiantes universitarios. Se aplicó una red convolucional de 2 capas de convolución tomando únicamente las dimensiones de las fotos recolectadas. El resultado obtenido fue de un 56% de precisión en rostros mestizos en comparación al 96% obtenido de los rostros caucásicos, esta diferencia se atribuyó a la base de datos usada para el entrenamiento de la red, siendo esta en base a personas con rasgos caucásicos.

### **Bases teóricas**

### Trastornos musculoesqueléticos

Los TME son efectos inflamatorios o degenerativos en estructuras morfológicas tales como músculos, articulaciones, estructuras óseas o miembros; centrándose en lesiones a nivel del cuello y la espalda baja. Estas son ocasionadas por las actividades y efectos del entorno sobre el cuerpo como el esfuerzo, o debido a la exposición prolongada a componentes físicos como la repetición, fuerza exagerada, vibración continua o posturas forzadas incómodas. De acuerdo a la Agencia Europea para la Seguridad y la Salud en el Trabajo los factores de riesgo presentes en el ambiente de trabajo que finalmente causan TME se agrupan en “carga física de trabajo”, encontrándose entre estas a posturas inadecuadas, movimientos repetitivos, manejo de cargas pesadas y fuerzas significativas [12], [13].

Entre las lesiones más frecuentes a causa de los TME, destacan las originadas debido a la inflamación de tejido conjuntivo, neuropatías y dolor a nivel de la columna vertebral. La tabla 1 muestra los TME más frecuentes, los factores de riesgos y las regiones anatómicas relacionadas a estas.

Tabla I: TME más comunes según región y factor de riesgo.

Adaptado de: [13]

<b>Región anatómica</b>	<b>Factores de riesgo más frecuente</b>	<b>TME más frecuentes</b>
Espalda dorsal y lumbar	- Manipulación manual de carga.	- Lesiones discales
	- Posición mantenida del cuerpo (sentado o de pie)	- Dolor en región lumbar
	- Inclinación de tronco.	- Ciática - Dolor muscular
Cuello	- Inclinación de cuello	- Dolor muscular.
Hombros	- Manipulación de carga por encima de la cintura	- Lesiones discales.
	- Extensión de brazos sostenida.	- Inflamación de tejido conjuntivo
	- Extensión lateral de	

	brazos sostenida	
	- Levantamiento lateral de codos	
Codos	- Giro repetido del antebrazo	- Codo de tenista.
	- Sujetar objetos por un mango.	
Manos	- Movimiento repetitivo.	- Síndrome del túnel carpiano
	- Realizar fuerza con las manos.	- Tendinitis
	- Manipulación de cargas.	- Distensión
		- Entumecimiento.
Piernas	- Sedentarismo	- Hemorroides.
	- Mantenerse de pie de forma continua.	- Ciática
	- Mala ergonomía en el diseño de sillas	- Várices.
		- Pies entumecidos.

### Machine learning

Un algoritmo de aprendizaje automático es un algoritmo que puede aprender de los datos. Se considera que programa de computadora aprende de la experiencia compuesta de tareas y luego calcula el desempeño resultante. Si el desempeño aumenta, significa que el modelo de aprendizaje aumenta en una de las tareas para mejorar la experiencia [14].

### Deep Learning

En un proceso de visión tradicional tanto los componentes como el mismo algoritmo se desarrollaban a mano. En estos enfoques, se toman las características extraídas y se aplica el aprendizaje automático para construir un clasificador. En Deep learning los sistemas aprenden durante todo el proceso, desde la entrada de píxeles hasta la generación de las salidas, utilizando entrenamiento de un extremo a otro para ajustar los parámetros del modelo. Los algoritmos de aprendizaje automático generalmente se clasifican como supervisados, donde se proporcionan entradas y salidas emparejadas al algoritmo de aprendizaje o no supervisados, donde se

proporcionan muestras estadísticas sin ninguna salida etiquetada correspondiente. [15].

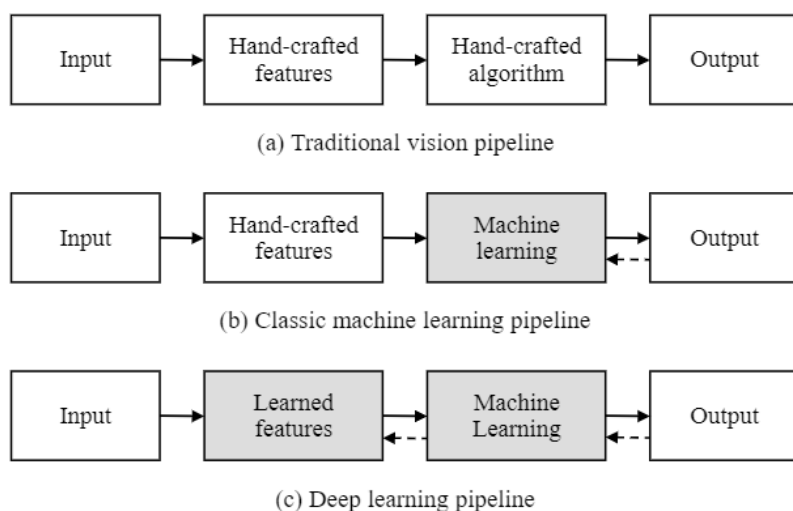


Fig. 1 Proceso de aprendizaje tradicional, machine learning y deep learning.

Fuente: [16]

El aprendizaje supervisado implica introducir pares de entradas  $\{x_i\}$  y sus correspondientes valores de salida objetivo  $\{t_i\}$  en un algoritmo de aprendizaje, este ajusta los parámetros del modelo para maximizar la concordancia entre las predicciones del modelo y las salidas objetivo. Las salidas pueden ser etiquetas discretas que provienen de un conjunto de clases  $\{C_k\}$ , o pueden ser un conjunto de valores continuos, potencialmente con valores vectoriales, denotados por  $y_i$  para aclarar la distinción entre los dos casos. La primera tarea se llama clasificación, ya que trata de predecir la pertenencia a una clase, mientras que la segunda se llama regresión, ya que históricamente el ajuste de una tendencia a los datos se llamaba con ese nombre. Después de una fase de entrenamiento durante la cual todos los datos de entrenamiento, pares etiquetados de entrada-salida, han sido procesados, el modelo entrenado ahora se puede usar para predecir nuevos valores de salida para nuevas entradas [15]. En esta investigación, el sistema aprende a partir de datos obtenidos a partir de videos de personas en diversas posturas. A medida que el sistema es entrenado con más datos, mejora su capacidad para identificar posturas humanas. Esto se realiza mediante algoritmos que analizan patrones en las posturas del cuerpo y los clasifican en puntos de referencia. Los modelos de machine learning supervisado se emplean en esta investigación, donde las posturas etiquetadas como su respectiva articulación permiten entrenar el sistema para mejorar su precisión.

### Red neuronal profunda

Los canales de aprendizaje profundo adoptan un enfoque de extremo a extremo para el aprendizaje automático, optimizando cada etapa del procesamiento mediante la búsqueda de parámetros que minimicen la pérdida de entrenamiento. En comparación con otras técnicas de

aprendizaje automático, que normalmente dependen de varias etapas de preprocesamiento para extraer características sobre las cuales se pueden construir clasificadores, los enfoques de aprendizaje profundo generalmente se entrenan de un extremo a otro, yendo directamente desde los píxeles sin procesar hasta los resultados finales deseados. Las redes neuronales profundas proporcionan una arquitectura de cálculo uniforme y diferenciable, al mismo tiempo que descubren automáticamente representaciones internas útiles [17]. El aprendizaje profundo permite al sistema procesar directamente los píxeles de las imágenes o videos de los trabajadores del hospital, sin necesidad de características predefinidas manualmente. En lugar de depender de reglas fijas, el sistema aprende a identificar posturas humanas, ajustando sus parámetros a partir de grandes conjuntos de datos. Siendo útil en la investigación, ya que las redes neuronales profundas permiten al sistema detectar posturas incluso en condiciones desafiantes, como diferentes ángulos de cámara o iluminación.

#### Red neuronal convolucional

En lugar de conectar todas las unidades de una capa con todas las unidades de una capa anterior, las redes convolucionales organizan cada capa en mapas de características. Las redes convolucionales combinan tres enfoques para lograr cierto grado de invariancia de cambio, escala y distorsión: campos receptivos locales; pesos compartidos o replicación de pesos; y submuestreo espacial o temporal. Cada unidad en una capa recibe entradas de un conjunto de unidades ubicadas en una pequeña agrupación en la capa anterior. Con campos receptivos locales, las neuronas pueden extraer características visuales fundamentales. Luego, estas características se combinan en las capas previas para descubrir características de mayor orden [15], [18]. Estas redes están diseñadas para procesar imágenes y extraer automáticamente características relevantes como la posición de las articulaciones del cuerpo. El sistema analiza cuadros de video en tiempo real, utilizando estas características para clasificar la postura del sujeto grabado. Son capaces de identificar patrones visuales complejos en las imágenes, lo que permite evaluar las inclinaciones del cuello, la espalda y otras partes del cuerpo permitiendo facilitar la evaluación de la postura misma.

#### Visión Computacional

Es el componente de percepción visual que busca imitar la inteligencia humana y dotar a los robots de un comportamiento inteligente. Se centra en recuperar la estructura tridimensional del mundo a partir de imágenes y utilizarla como base para la comprensión completa de la escena visual. El reconocimiento de objetos se divide en dos categorías: reconocimiento de instancias y reconocimiento de clases [15], [18]. El uso de visión computacional permite al sistema analizar las posiciones y ángulos de los puntos de referencia en tiempo real, a través de cámaras

presentes en el entorno de trabajo. Este análisis se basa en el reconocimiento de patrones visuales, donde el sistema identifica puntos clave en el cuerpo, como los hombros, el cuello y la columna vertebral, que se utilizan para evaluar la postura.

- Reconocimiento de instancias: Implica volver a reconocer un objeto rígido ya conocido, sea en 2D o 3D, potencialmente visto desde un nuevo punto de vista, sobre un fondo desordenado y con oclusiones parciales. Después de extraer características informativas dispersas en 2D tanto de la nueva imagen como de las imágenes en la base de datos, las características de la imagen se comparan con la base de datos de objetos. Cuando se haya encontrado un número suficiente de coincidencias, se verifican encontrando una transformación geométrica que alinea los dos conjuntos de características [15]. A nivel de poses anatómicas, un sistema de reconocimiento de instancias se encarga de localizar puntos comunes de articulación, valiéndose de ángulos y formas para reconocerlo bajo diferentes situaciones

- Reconocimiento de clases: Podemos definir la categorización de objetos visuales como el proceso de asignar un objeto específico a una determinada categoría. Este proceso también se ha denominado “reconocimiento de objeto genérico” (OR genérico), y contrasta con el “OR específico”, que se ocupa del reconocimiento de un objeto individual y específico. Ejemplos de categorías en OR genérico son piernas, brazos, nariz, hombros, ojos u orejas, mientras que OR específico podría tener como objetivo reconocer a un determinado individuo o pose humana [16].

## **Materiales y métodos**

### Metodología

La investigación es de tipo aplicada, basándose en el Manual de Frascatti, buscando generar conocimiento aplicable a la problemática en el área de la medicina, centrándose en la prevención de trastornos musculoesqueléticos apoyándose en la implementación de un sistema inteligente capaz de detectar las posturas y movimientos repetitivos de una persona [19].

El diseño de la investigación se diagrama de la siguiente manera:

G O1 X O2

Teniendo en cuenta que:

- G: Grupo de sujetos: Trabajadores de un hospital de Lambayeque.
- O1: Observación Inicial: Postura del trabajador antes de realizar la detección.
- X: Tratamiento: El sistema inteligente de apoyo y la corrección que provea.
- O2: Observación Posterior: El resultado después de implementado el sistema inteligente.

El grupo de sujetos está conformado por trabajadores del área de cirugía del Hospital Luis Heysen Incháustegui II-2. Este grupo incluye médicos, enfermeros, técnicos en medicina e internos que realizan actividades administrativas frente a un computador.

#### Métodos de investigación

Mediante la revisión de la investigación y documentación realizada en [20], [21] se eligieron los siguientes métodos de investigación:

Tabla II Métodos de Investigación

Método	Sustento por el cual será empleado en la investigación
Analítico	Es necesario analizar los diferentes factores que puedan afectar la detección de la postura humana dentro del centro de trabajo
Deductivo	Es necesario establecer estrategias de solución al problema
Revisión de la literatura	Es necesario realizar una revisión de literaturas que contengan información sobre estudios y proyectos que compartan las situaciones o tecnologías usadas en este trabajo
Implementación	Se implementa un sistema inteligente de apoyo basado en visión computacional para la detección de postura

Tabla I Técnicas de investigación

Técnicas	Instrumentos
Análisis de literatura	Documentación relevante al proyecto
Observación	Reporte o guía de observación
Entrevista	Reporte de entrevista

## **Resultados y discusión**

De acuerdo a la investigación que consiste en el desarrollo de un sistema inteligente para la detección de postura al sentarse en base al procesamiento de video, y debido a sus características se escogió la tecnología de Machine Learning, centrándose en la visión computacional y como metodología de desarrollo se escogió Extreme Programming (XP) como lo indica en [22] .

### **Fase 1: Planificación Inicial**

En esta iteración se definen las historias de usuarios que van a servir para describir los requerimientos que serán usados como base para la aplicación

### **Recolección de datos**

Con el fin de obtener la información relacionada al planteamiento de los requerimientos, se recolectó las necesidades de los usuarios:

- Jefe de área de cirugía
- Médicos asignados al área de cirugía
- Técnicos en medicina asignados al área de cirugía
- Encargado del área de salud y seguridad en el trabajo

### **Definición de historias de usuario**

Bajo la metodología de Extreme Programming, las historias de usuarios representan los documentos de requerimientos, estas historias de usuarios son escritas por los mismos usuarios especificando las cosas que necesitan que el sistema realice por ellos.

- Acceso directo al sistema
- Despliegue rápido y sencillo
- Localización de medio de grabación
- Procesamiento de videos pregrabados
- Avisos en tiempo real
- Grabación de sesiones
- Detección de postura en base a puntos de articulación/referencia
- Obtener capturas de posturas inadecuadas

## Análisis de riesgos

Tabla II Escala de Nivel de Riesgo

PROBABILIDAD	Alta	4	4	8	12	16
	media	3	3	6	9	12
	Baja	2	2	4	6	8
	Muy baja	1	1	2	3	4
			1	2	3	4
			Limitado	Moderado	Grave	Extremo
			IMPACTO			

Tabla III Determinar Nivel de Riesgo

Escenario de riesgo	Consecuencia	Impacto	Probabilidad	Riesgo
El video de entrada es de baja resolución	Dificultad en la identificación de puntos de referencia	Moderado	Media	6
El video de entrada es de resolución demasiado alta	Ralentización en el procesamiento del video	Moderado	Baja	4
Falta de cooperación en las pruebas	Obstaculización en pruebas de proyecto	Grave	Media	9
Modelo de detección inadecuado	Bajo rendimiento de detección de postura	Grave	Media	9
Identificación incorrecta de puntos de referencia	Evaluación Incorrecta de postura	Moderado	Media	6
Identificación incorrecta de requerimientos	Retraso en planificación de proyecto	Grave	Media	9

### Evaluación de historias de Usuario

Durante esta actividad se procedió a evaluar la prioridad de cada una de las historias de usuario, en base a los usuarios:

- Jefe de área de cirugía(J)
- Médicos asignados al área de cirugía (M)
- Técnicos asignados al área de cirugía (T)
- Encargado del área de Seguridad y Salud en el Trabajo (SST)

Tabla IV Evaluación de Historias de Usuario

Historia	Prioridad	Usuario	Descripción	Condición
<b>Acceso directo al sistema</b>	Alta		Se visualiza un formulario de ingreso al sistema	Usuario Registrado
<b>Procesamiento de videos pregrabados</b>	Media	- J - M	En la interfaz existe la opción de subir un video y realizar la evaluación de la postura en base al procesamiento del mismo	Carpeta de video definida
<b>Detección de postura en base a puntos de articulación/referencia</b>	Alta	- T - SST	Detectar los puntos de referencia necesarios para la evaluación de postura	Sujeto visible
<b>Obtener capturas de posturas inadecuadas</b>	Alta		Poder realizar captura de posición inadecuada en base a parámetros preestablecidos	Medio de grabación activado

<b>Despliegue rápido y sencillo</b>	Media			El sistema se puede iniciar sin interrumpir y/o entorpecer las actividades del usuario	Ninguna
<b>Localización de medio de grabación</b>	Alta		SST	El medio de grabación está posicionado de manera que por lo menos se visualice desde la cadera del usuario hasta la cabeza	Ninguna
<b>Avisos en tiempo real</b>	Media	-	M	Durante el procesamiento de video se generan avisos de Windows en base a parámetros establecidos	Medio de grabación activado
		-	T		
<b>Grabación de sesiones</b>	Alta	-	M	Tener la habilidad de generar un video respecto a la sesión de detección de postura	Medio de grabación activado
		-	T		
		-	SST		

## Fase 2: Diseño

En esta fase, se toman las historias de usuarios y se procede a diseñar la arquitectura del código para cumplir los requerimientos del usuario. Esto incluye decidir el lenguaje de programación, el entorno, las bibliotecas y los marcos que se utilizarán en el desarrollo del software. Teniendo como resultado la arquitectura del sistema y sus componentes.

Luego de haber obtenido los requerimientos mediante las historias de usuarios, la siguiente actividad consistió en la selección del modelo más adecuado para la actividad de reconocimiento de postura humana.

En base a requisitos del framework PyH(Human Activity Posture Tracking) se tuvo como resultado que el mejor modelo a usar es MediaPipe, ya que su módulo de pose está especializado en el reconocimiento de puntos de articulación los cuales serán usados para la determinación de inclinación y la calificación de la postura además de contar con la mayor cantidad de puntos de referencia detectados (33 puntos de referencia). En el anexo 01 se pueden observar las métricas de clasificación obtenidas en base a este modelo.

Tabla VII Comparación de modelos de visión computacional.

Adaptado de: [23]

Característica	YOLOv8	MediaPipe	OpenPose
<b>Framework</b>	Darknet	TensorFlow MediaPipe	/ Caffe
<b>Clasificación</b>	Detección de objetos	Varios (incluyendo pose)	Estimación de postura humana
<b>Velocidad</b>	Rápida	Rápida	Moderada
<b>Datos de Salida</b>	Cuadros delimitadores de objetos		Puntos clave del cuerpo humano
<b>Tamaño del modelo</b>	Mediano	Dependiente del modelo	Grande
<b>Parámetros</b>	60-70 millones		135 millones
<b>Tiempo de inferencia</b>	<50ms		>100ms

---

<b>Puntos de referencia</b>	No provee de forma directa	33 puntos de referencia del cuerpo	de 27 puntos de referencia del cuerpo
-----------------------------	----------------------------	------------------------------------	---------------------------------------

---

Se definieron las iteraciones en base a los requerimientos establecidos, tras su ejecución estas iteraciones y sus respectivas actividades, se busca entregar el producto funcional al usuario.

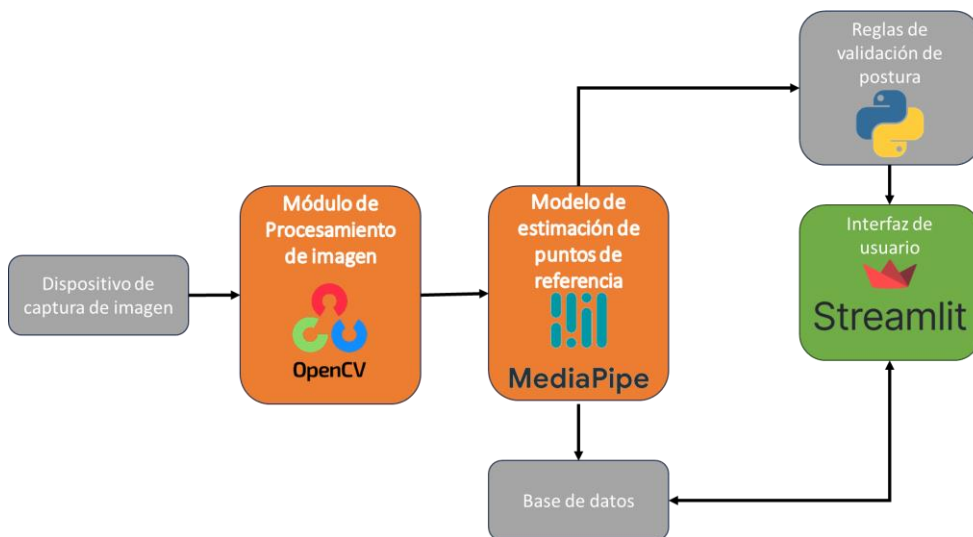
Tabla VIII Definición de Iteración y Actividades

Iteración	Actividades
1	Configuración del entorno de desarrollo
	Desarrollo de funcionalidades prioritarias
	Pruebas unitarias
	Revisión de código
2	Refinamiento del backlog
	Desarrollo de nuevas funcionalidades
	Pruebas unitarias y de integración
	Pruebas de aceptación
	Revisión del código
3	Ajustes según la retroalimentación recibida
	Desarrollo de funcionalidades restantes
	Pruebas exhaustivas
	Preparación y entrega Final

## Configuración del entorno de desarrollo

### Determinar arquitectura del sistema

La arquitectura a considerar para la solución propuesta en este proyecto es la siguiente:



*Fig. 1. Arquitectura del Sistema*

### Estructura de la base de datos

Mediante la estructura de base de datos se gestiona las principales acciones de sistema de selección, visualización y registro de datos. La ejecución estructurada de estas funciones lleva a un procesamiento efectivo y seguro del sistema.

El sistema está conformado por el usuario quien posee una contraseña encriptada y tras el ingreso de credenciales, obtiene acceso al sistema. Una vez dentro, el usuario tiene acceso a la sesión de grabación, esta tabla contiene datos relevantes a la detección de postura y su posterior evaluación. Cada sesión de grabación se realiza en base a una persona, la cual a su vez posee un puesto y pertenece a una determinada área

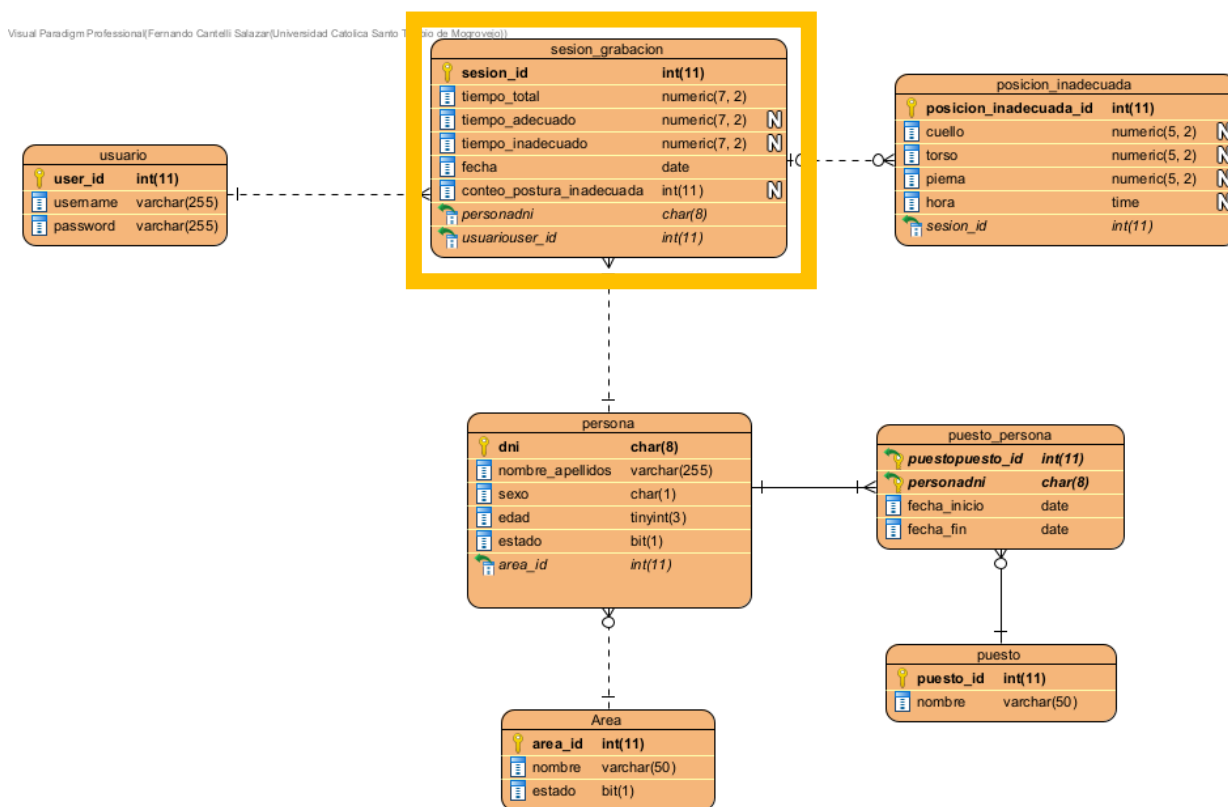


Fig. 2 Estructura de la base de datos

## Interfaces del sistema

### - Sesión de usuario

Esta interfaz se encarga del inicio de sesión, Para acceder al sistema se tiene que ingresar el usuario y contraseña valido

Una vez dentro esta interfaz se convierte en la interfaz de cierre de sesión, la cual incluye una infografía relevante a la postura adecuada y la opción de cerrar la sesión. Además de poder acceder a las opciones de la barra lateral.

### - Evaluación de postura

Una vez seleccionada la página de detección de postura, el sistema procede a mostrar un video de demostración mostrando un ejemplo de cómo se visualizan los puntos de referencia y la evaluación de la postura. En la barra lateral se ubican componentes que controlan diferentes parámetros del sistema de detección tales como umbral de evaluación de postura inadecuada. En la parte inferior del sistema se ubica una tabla de resumen sobre los valores obtenidos en base al procesamiento del video

### - Informes

Esta interfaz sirve para visualizar diferentes reportes en base a los resultados de las sesiones de grabación. Dependiendo de la opción escogida se visualizará un reporte determinado

- Mantenimiento

Esta interfaz esta encargada del mantenimiento de persona y área de trabajo. Teniendo como opciones: Registrar, Modificar y Cambiar Estado

### **Entorno de Programación**

Para el desarrollo del proyecto se analizó y estableció las características del entorno virtual de desarrollo. Utilizando la estructura multipágina de Mediapipe se logra la visualización de cada página. Luego se realizó una revisión de compatibilidad de versiones de Python junto a streamlit como framework de interfaz, mediapipe y OpenCV para la detección y visualización de los puntos de referencia, pandas, matplotlib.pyplot, numpy y mysql.connector para el manejo de variables internas del sistema y sus respectivos informes.

### **Fase 3: Programación**

En esta fase se lleva a cabo la programación e implementación de las funcionalidades del sistema de detección de postura al sentarse. Obteniendo los módulos funcionales del sistema

- Procesamiento de Imágenes:
- Interfaz interactiva
- Tabla de resumen
- Evolución de tiempos de postura
- Gráfico Comparativo por Sexo
- Mantenimiento

### **Fase 4: Pruebas**

#### **Pruebas de Software**

Se verifica que el sistema inteligente para la detección de posturas funcione de manera correcta y cumpla con los objetivos definidos en las etapas iniciales del desarrollo. Esta fase garantiza que el software sea confiable, eficiente y cumpla con la detección de posturas inadecuadas.

Se realizaron prueba de caja blanca y caja negra (presentados en el anexo 02 y 03 respectivamente). Las pruebas de caja blanca se centran en la estructura interna del código centrándose en la lógica interna(calculo y evaluación de posturas humanas junto al procesamiento de imágenes) y el flujo del sistema. Las pruebas de caja negra se enfocan en el cumplimiento de las necesidades del usuario, presentándose las pruebas de aceptación, en colaboración con el usuario, para la validación del sistema y sus interfaces. Explorando casos límite y escenarios comunes de error del sistema, tales como la validación de datos y redundancia en el sistema.

Por otro lado, se aplicó la herramienta de carga Locust, anexo 04, donde se simulan escenarios de los usuarios y las acciones que realizarían. Esto permite medir el rendimiento del sistema (tiempo de respuesta, frecuencia de error y consumo de recursos del sistema)

### **Discusión**

Según [4] y [7] indican que la verificación de la postura toma en consideración algunos puntos de referencia y la toma de la parte superior del cuerpo humano de manera frontal, sin embargo en esta investigación se evaluó que, para un mejor índice de precisión y especificidad (habiéndose obtenido un 92% de precisión y un 91% de especificidad en comparación a un 85% y 92% en los trabajos revisados), se consideró como alcance a tomar, el total de la estructura corporal de manera lateral.

En [8] se indica que el uso de una cámara dedicada al proceso de captura de imagen, incluyendo un lente y zoom específico, establece condiciones singulares para esta captura, reportando fallos en la identificación de puntos de referencia del cuerpo. En cambio, en esta investigación se logró la captura de estos puntos en base a diferentes escenarios de iluminación y enfoque, logrando captar una mayor cantidad de puntos de referencia en el sujeto, siendo estos la cara y oídos, cuello, cadera, miembros superiores e inferiores (piernas y pies), en comparación al trabajo mencionado (cara, miembros superiores e inferiores (solamente piernas)).

Para la ejecución del trabajo de [9] se inicia de manera preparatoria la captura de la imagen estática del sujeto para obtener la estimación inicial de la pose humana y luego se realiza la evaluación de la postura en tiempo real. En comparación, en esta investigación se realizó la estimación de los puntos de referencia y la evaluación de la postura en un mismo momento, durante la captura en tiempo real, obteniendo valores de precisión similares (92% en comparación a un 94%) pero con menor tiempo de procesamiento aun cuando se toman más puntos referencia (se evalúa inclinación del cuello, torso y piernas en comparación a solo cuello y torso).

En [10] se aplican 2 técnicas de clasificación automática (SVM y KNN) para la clasificación en base al canal R del espacio de color RGB, ya que solo se necesita realizar la comparación en base a un color, siendo los otros 2 menos impactantes en la clasificación finalizando con una precisión del 98%. En cambio, el presente trabajo se realiza el procesamiento de imágenes en base a todos los canales del espacio de color RGB, debido a la necesidad de tomar todas las características del entorno capturado, obteniendo una precisión del 92%.

El trabajo de [11] aplica una arquitectura basada en una red convolucional con 2 capas convolucionales para la captura de las 2 dimensiones de las imágenes usadas. Además, toma, como datos de entrenamiento para la red, sujetos con rasgos distintos a la muestra estudiada,

obteniendo un 56% de precisión en esta muestra. Por otro lado, en esta investigación, los datos de entrenamiento están dedicados a los escenarios esperados durante la ejecución del sistema, usando 3 capas de convolución para la detección en tres dimensiones de la postura del sujeto y sus respectivos puntos de referencia y se obtiene un 92% de precisión.

### **Conclusiones**

El sistema inteligente desarrollado para la detección de posturas inadecuadas en trabajadores ha cumplido con el objetivo de apoyar en la prevención de trastornos musculoesqueléticos en un entorno de salud en Lambayeque. El sistema de evaluación de posturas, implementado mediante técnicas de machine learning y visión computacional, logró identificar posturas inadecuadas con precisión, contribuyendo a la salud ocupacional.

En relación con los objetivos específicos, se alcanzó a seleccionar el modelo MediaPipe, como modelo para la detección de posturas debido a su capacidad de identificar múltiples puntos de referencia del cuerpo humano (cara, cuello, cadera, miembros superiores e inferiores) y la cantidad de estos que se pueden identificar a la vez (33 puntos de referencia), permitiendo la evaluación precisa de posturas adecuadas e inadecuadas.

También, el sistema ha sido validado mediante pruebas, obteniendo métricas precisión, con una exactitud del 96% en la detección de posturas, realizando la captura lateral del sujeto sentado. Esto garantiza que el sistema puede identificar posturas de riesgo de manera efectiva.

Por otro lado, se diseñó una base de datos competente capaz de almacenar los resultados de las sesiones de evaluación de postura, facilitando el análisis profesional y la generación de informes sobre el comportamiento postural de los trabajadores. Además, se diseñó una interfaz de usuario amigable y fácil de comprender, facilitando la interacción con el sistema. Esta interfaz permite realizar evaluaciones rápidas y comprender de manera sencilla los resultados obtenidos.

### **Recomendaciones**

Tras haber realizado la presente investigación y desarrollo del sistema se presentan las siguientes recomendaciones:

Se recomienda la ampliación y variación del entorno de ejecución, ya que no es únicamente frente a computadoras que los trabajadores presentan posturas forzadas, como por ejemplo dentro de las salas de cirugía donde también mantienen estas posturas por largos periodos de tiempo. También se recomienda explorar la evaluación de otras posturas tanto estáticas (sentado o parado) así como dinámicas (carga de pesos o movimientos repetitivos), con el fin de reducir los escenarios de riesgos para TME.

Además, buscar aplicar estas evaluaciones en las diferentes áreas de trabajo del hospital, lo cual no se logró en el presente trabajo debido a limitaciones administrativas del hospital, esto

con el fin de identificar nuevos factores visuales que pudieran afectar los modelos presentados y explorar nuevas poblaciones.

Exploración de nuevas tecnologías de machine learning y/o complementarias como IoT donde se pueden aplicar sensores a nivel de la columna y así obtener una detección más directa del estado de la misma, dando uso a diferentes modelos de detección donde esté disponible un mayor uso de recursos. Además, aplicaciones en diferentes y nuevos ámbitos, ya que las posturas forzadas también se presentan fuera del horario laboral, explorar alternativas para realizar esta evaluación en el entorno doméstico como se presenta durante el aseo del hogar o sesiones de estudio.

## Referencias

- [1] A. Cieza, K. Causey, K. Kamenov, S. Hanson, S. Chatterji, y T. Vos, “Global estimates of the need for rehabilitation based on the Global Burden of Disease study 2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019”, *The Lancet*, vol. 396, núm. 10267, pp. 2006–2017, dic. 2020, doi: 10.1016/S0140-6736(20)32340-0.
- [2] J. Hartvigsen *et al.*, “What low back pain is and why we need to pay attention”, *The Lancet*, vol. 391, núm. 10137, pp. 2356–2367, jun. 2018, doi: 10.1016/S0140-6736(18)30480-X.
- [3] A. Williams *et al.*, “Musculoskeletal conditions may increase the risk of chronic disease: a systematic review and meta-analysis of cohort studies”, *BMC Med*, vol. 16, núm. 1, p. 167, dic. 2018, doi: 10.1186/s12916-018-1151-2.
- [4] J. Estrada, L. Veja, y M. Devaraj, “Modelling Proper and Improper Sitting Posture of Computer Users Using Machine Vision for a Human–Computer Intelligent Interactive System during COVID-19”, *Applied Sciences*, vol. 13, núm. 9, p. 5402, abr. 2023, doi: 10.3390/app13095402.
- [5] N. Becerra, S. Montenegro, M. Timoteo, y C. Suárez, “Trastornos musculoesqueléticos en docentes y administrativos de una universidad privada de Lima Norte”, *Peruvian Journal of Health Care and Global Health*, vol. 3, núm. 1, Art. núm. 1, jun. 2019.
- [6] L. Avendaño y C. Turán, “Caracterización de los factores de riesgo asociados a la generación de trastornos musculoesqueléticos a nivel de miembros superiores en los trabajadores del proceso de gestión de crédito bajo la modalidad de trabajo en casa en una cooperativa de aporte y crédito en Bogotá D.C.”, Thesis, Corporación Universitaria Minuto de Dios, 2022. Consultado: el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://repository.uniminuto.edu/handle/10656/15332>
- [7] A. Kulikajavas, R. Maskeliunas, y R. Damaševičius, “Detection of sitting posture using hierarchical image composition and deep learning”, *PeerJ Computer Science*, vol. 7, p. e442, mar. 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.442.
- [8] J. Cubas, M. Armas, C. Olivares, M. Paredes, C. Pretell, y J. Valverde, “Diseño de software para el monitoreo de la postura corporal en trabajadores de oficinas”, *ingnosis*, vol. 7, núm. 2, pp. 26–36, dic. 2021, doi: 10.18050/ingnosis.v7i2.2411.
- [9] M. Adrianzen, G. Ochoa, L. Lopez, Y. Terrones, y J. Jaime, “Desarrollo de un algoritmo para el monitoreo de la mala postura que adopta la columna en trabajadores de empresas industriales”, *INGnosis*, vol. 8, núm. 1, Art. núm. 1, jun. 2022, doi: 10.18050/ingnosis.v8i1.2824.
- [10] F. Alcarazo-Ibáñez, V. Tuesta-Monteza, H. Mejía-Cabrera, J. Callejas, y R. Yera, “Clasificación Automática de Limón Sutil Peruano (*Citrus Aurantifolia*) usando Máquinas de Vectores de Soporte”, *Revista de Ciencia y Tecnología*, núm. 34, pp. 1–10, dic. 2020.
- [11] I. Briceño, G. Ojeda, y G. Vásquez, “Arquitectura mini-Xception para reconocimiento de sexo con rostros mestizos del norte del Perú”, *MATHEMA*, vol. 3, núm. 1, pp. 29–34, sep. 2020.
- [12] European Agency for Safety and Health at Work, *OSH in figures : work-related musculoskeletal disorders in the EU : facts and figures*. LU: Publications Office, 2010. Consultado: el 15 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://data.europa.eu/doi/10.2802/10952>
- [13] M. Acosta, E. Cárdenas, A. Flores, J. Cantú, I. Gámez, y A. Montes, *Programa para la prevención de trastornos musculoesqueléticos*, 1a ed. México: AM Editores, 2020. [En línea]. Disponible en: [https://www.itson.mx/publicaciones/Documents/ingytec/Programa%20para%20la%20prevencion%20de%20trastornos%20musculoesquel%C3%A9ticos\\_FINAL\\_compressed.pdf](https://www.itson.mx/publicaciones/Documents/ingytec/Programa%20para%20la%20prevencion%20de%20trastornos%20musculoesquel%C3%A9ticos_FINAL_compressed.pdf)

- [14] I. Goodfellow, Y. Bengio, y A. Courville, *Deep learning*. en Adaptive computation and machine learning. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2016.
- [15] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*, First Edition. en Texts in Computer Science. London: Springer London, 2011. doi: 10.1007/978-1-84882-935-0.
- [16] A. Pinz, “Object Categorization”, *FNT in Computer Graphics and Vision*, vol. 1, núm. 4, pp. 255–353, 2005, doi: 10.1561/06000000003.
- [17] A. Glassner, *Deep learning: a visual approach*, First Printing. San Francisco, CA: No Starch Press, Inc, 2021.
- [18] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, y P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition”, *Proc. IEEE*, vol. 86, núm. 11, pp. 2278–2324, nov. 1998, doi: 10.1109/5.726791.
- [19] OECD, *Manual de Frascati 2015: Guía para la recopilación y presentación de información sobre la investigación y el desarrollo experimental*. OECD, 2018. doi: 10.1787/9789264310681-es.
- [20] C. Bernal, *Metodología de la investigación: para administración, economía, humanidades y ciencias sociales*. Pearson Educación, 2006.
- [21] M. Berndtsson, Ed., *Thesis projects: a guide for students in computer science and information systems*, 2nd ed. London: Springer, 2008.
- [22] D. Wells, “Extreme Programming: A Gentle Introduction.”, *Extreme Programming: A gentle introduction*. Consultado: el 7 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <http://www.extremeprogramming.org/>
- [23] S. Kale, N. Kulkarni, S. Kumbhkarn, A. Khuspe, y S. Kharde, “Posture Detection and Comparison of Different Physical Exercises Based on Deep Learning Using Media Pipe, Opencv”, vol. 07, p. 29, abr. 2023.

## Anexos

## ANEXO N° 01. Métricas de clasificación-Matriz de confusión

Video Input 1

		Valores Predichos		
		Positivo	Negativo	
Valores Reales	Positivo	353	11	364
	Negativo	27	226	253
Total		380	237	617

**Precisión: 93%****Exactitud: 94%****Especificidad: 89%****Sensibilidad: 97%**

Video Input 2

		Valores Predichos		
		Positivo	Negativo	
Valores Reales	Positivo	1855	82	1937
	Negativo	190	2357	2547
Total		2045	2439	4484

**Precisión: 91%****Exactitud: 94%****Especificidad: 93%****Sensibilidad: 96%**

## ANEXO N° 02. Pruebas de Caja Blanca

### Mostrar Puntos de Referencia

DESCRIPCIÓN DE PRUEBAS DE CAJA NEGRA			
<b>Requisito</b>			
Módulo / Área Funcional / Sub proceso	Tipo de requisito		Código del requisito
Interfaz	No funcional		RF02
<b>Descripción del requisito</b>			
Visualización de puntos de articulación del sujeto			
<b>Caso de prueba</b>			
Código de prueba	Caso de prueba	Fecha de prueba	
PCB12	Visualización de aplicación en diferentes dispositivos	20/04/2024	
Funcionalidad / Característica a evaluar	Datos de entrada / Acciones de entrada	Resultado esperado	
Visualización de imagen en interfaz	Imágenes de sujetos en posición sentada.	Los puntos de referencia se visualizan	
Requerimientos de ambiente de pruebas		Condiciones / Restricciones	
Equipos (Computadora de escritorio) Sistema Operativo (Windows 10 Windows 11) Navegador Web (Brave, Chrome, Firefox)		Se visualiza el lado izquierdo del sujeto	
<b>Seguimiento</b>			
Resultado obtenido	Estado actual	Observaciones	
Los puntos de referencia son mostrados	Conforme	Ninguna	
<b>Correcciones</b>			
Fecha de cambio de estado	Observaciones		
21/04/2024	Validación en visibilidad del pie		

### Detección de postura

DESCRIPCIÓN DE PRUEBAS DE CAJA BLANCA			
<b>Requisito</b>			
Módulo / Área Funcional / Sub proceso	Tipo de requisito		Código del requisito
Postura	Funcional		RF03
<b>Descripción del requisito</b>			
Validación de postura del sujeto			
<b>Caso de prueba</b>			
Código de prueba	Caso de prueba	Fecha de prueba	
PCB03.1	Procesamiento de video	17/05/2024	
Funcionalidad / Característica a evaluar	Datos de entrada / Acciones de entrada	Resultado esperado	
Detección de postura	Imágenes de sujetos en posición sentada.	Asignación correcta de puntos de referencia	
Requerimientos de ambiente de pruebas		Condiciones / Restricciones	
Equipos (Computadora de escritorio) Sistema Operativo (Windows 10 Windows 11) Navegador Web (Brave, Chrome, Firefox) Webcam		Se visualiza el lado izquierdo del sujeto	
<b>Seguimiento</b>			
Resultado obtenido	Estado actual	Observaciones	
El resultado obtenido es igual al esperado	Conforme	Ninguna.	
<b>Correcciones</b>			
Fecha de cambio de estado	Observaciones		
17/05/2024	Ninguna.		

### Evaluación de postura

DESCRIPCIÓN DE PRUEBAS DE CAJA BLANCA			
<b>Requisito</b>			
Módulo / Área Funcional / Sub proceso	Tipo de requisito		Código del requisito
Postura	Funcional		RF03
<b>Descripción del requisito</b>			
Validación de postura del sujeto			
<b>Caso de prueba</b>			
Código de prueba	Caso de prueba	Fecha de prueba	
PCB03.2	Procesamiento de video	17/05/2024	
Funcionalidad / Característica a evaluar	Datos de entrada / Acciones de entrada	Resultado esperado	
Detección de postura	Imágenes de sujetos en posición sentada.	Evaluación correcta de postura	
Requerimientos de ambiente de pruebas		Condiciones / Restricciones	
Equipos (Computadora de escritorio) Sistema Operativo (Windows 10 Windows 11) Navegador Web (Brave, Chrome, Firefox) Webcam		Se visualiza el lado izquierdo del sujeto	
<b>Seguimiento</b>			
Resultado obtenido	Estado actual	Observaciones	
Evaluación correcta	Conforme	Ninguna.	
<b>Correcciones</b>			
Fecha de cambio de estado	Observaciones		
17/05/2024	Ninguna.		

## ANEXO N° 03. Pruebas de Caja Negra

### Mostrar evaluación de postura

DESCRIPCIÓN DE PRUEBAS DE CAJANEGRA			
<b>Requisito</b>			
Módulo / Área Funcional / Sub proceso	Tipo de requisito	Código del requisito	
Postura	Funcional	RF03	
<b>Descripción del requisito</b>			
Validación de postura del sujeto			
<b>Caso de prueba</b>			
Código de prueba	Caso de prueba	Fecha de prueba	
PCB03	Procesamiento de video	17/05/2024	
Funcionalidad / Característica a evaluar	Datos de entrada / Acciones de entrada	Resultado esperado	
Detección de postura	Imágenes de sujetos en posición sentada.	Mostrar evaluación de postura	
<b>Requerimientos de ambiente de pruebas</b>		<b>Condiciones / Restricciones</b>	
Equipos (Computadora de escritorio) Sistema Operativo (Windows 10 Windows 11) Navegador Web (Brave, Chrome, Firefox) Webcam		Se visualiza el lado izquierdo del sujeto	
<b>Seguimiento</b>			
Resultado obtenido	Estado actual	Observaciones	
Evaluación mostrada	Conforme	Ninguna.	
<b>Correcciones</b>			
Fecha de cambio de estado	Observaciones		
17/05/2024	Ninguna.		

### Mostrar informes

DESCRIPCIÓN DE PRUEBAS DE CAJANEGRA			
<b>Requisito</b>			
Módulo / Área Funcional / Sub proceso	Tipo de requisito	Código del requisito	
Informe	No funcional	RNF05	
<b>Descripción del requisito</b>			
La interfaz de usuario debe ser intuitiva y fácil de usar			
<b>Caso de prueba</b>			
Código de prueba	Caso de prueba	Fecha de prueba	
PCN15	Procesamiento de video	26/06/2024	
Funcionalidad / Característica a evaluar	Datos de entrada / Acciones de entrada	Resultado esperado	
Informe del sistema	Imágenes de sujetos en posición sentada.	Informes mostrados	
<b>Requerimientos de ambiente de pruebas</b>		<b>Condiciones / Restricciones</b>	
Equipos (Computadora de escritorio) Sistema Operativo (Windows 10 Windows 11) Navegador Web (Brave, Chrome, Firefox)		Ninguna	
<b>Seguimiento</b>			
Resultado obtenido	Estado actual	Observaciones	
Informe mostrado	Conforme	Ninguna	
<b>Correcciones</b>			
Fecha de cambio de estado	Observaciones		
26/06/2024	Ninguna		

# ANEXO N° 04. Pruebas de Software Locust

12/11/24, 13:38

Locust

## Locust Test Report

[Download the Report](#)

**During:** 12/11/2024, 12:38:43 - 12/11/2024, 13:38:03

**Target Host:** http://localhost:8501/

**Script:** locust.py

### Request Statistics



Type	Name	# Requests	# Fails	Average (ms)	Min (ms)	Max (ms)	Average size (bytes)	RPS	Failures/s
GET	//	50371	0	2.67	1	88	891	14.15	0
Aggregated		50371	0	2.67	1	88	891	14.15	0

### Response Time Statistics

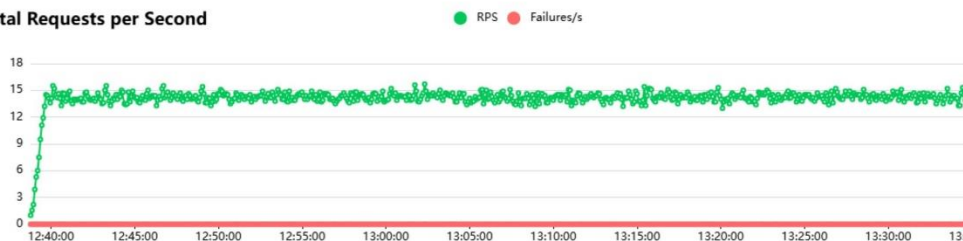
Method	Name	50%ile (ms)	60%ile (ms)	70%ile (ms)	80%ile (ms)	90%ile (ms)	95%ile (ms)	99%ile (ms)	100%ile (ms)
GET	//	2	2	2	3	3	4	14	88
Aggregated		2	2	2	3	3	4	14	88

### Failures Statistics

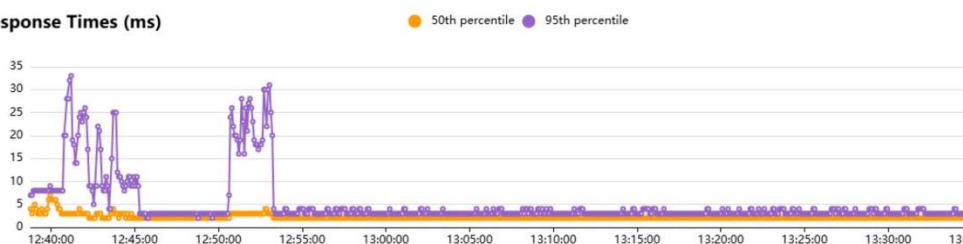
# Failures	Method	Name	Message
------------	--------	------	---------

### Charts

**Total Requests per Second**



**Response Times (ms)**



**Number of Users**

localhost:8089/stats/report?theme=light

● Number of Users