



UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA

FACULTAD DE INGENIERÍA

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

**SISTEMA DE VISIÓN ARTIFICIAL CON MEDIPIPE Y OPENCV PARA
MONITORIZACIÓN DE EJERCICIOS PARA ENVEJECIMIENTO SALUDABLE**

PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO

INGENIERA BIOMÉDICA

PRESENTADO POR:

22041002 GLORIA EMILIA ZAPATA CÁCERES

ASESOR: DRA. KARLA REYES

SAN PEDRO SULA, CORTÉS, HONDURAS, C.A.

DICIEMBRE, 2024

DEDICATORIA

A Dios, quien ha sido mi refugio, mi fuerza y mi guía en todo momento. Su amor infinito me ha sostenido y me ha abierto caminos donde no los había, dándome la fortaleza para alcanzar este sueño.

A mi madre, María Suyapa Cáceres, la mayor inspiración en mi vida. Gracias por tu amor incondicional, por enseñarme el valor del esfuerzo y por ser mi refugio en los momentos difíciles.

A mi padre, Edgardo Zapata, por tu sabiduría, paciencia y constante apoyo. Has sido un ejemplo de dedicación y valentía, y cada paso que doy está guiado por las lecciones que me has dado.

A mi hermano, Edgardo, por ser mi confidente y motivación constante. Tu alegría, fortaleza y optimismo me han inspirado a nunca rendirme.

A mis abuelos, que aunque ya no están físicamente, me acompañan desde el cielo con su amor, orgullo y el legado imborrable de sus valores. Este logro también es para ellos, quienes siguen iluminando mi camino.

Este trabajo no es solo mío, es de todos ustedes que me han acompañado con amor y fe en este camino. Gracias, desde lo más profundo de mi corazón.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, mi agradecimiento más profundo es para Dios, quien ha sido mi refugio, mi fuerza y la fuente de todas mis bendiciones. A Él le debo cada logro alcanzado, cada puerta abierta y la fuerza para superar cada desafío. Su presencia constante en mi vida me ha permitido recorrer este camino con fe y esperanza.

A mi familia, que ha sido mi pilar incondicional durante esta trayectoria académica. Gracias por su apoyo, amor y comprensión en cada momento. Ustedes han sido testigos de mis esfuerzos, mis desvelos y mis sueños, y su fé en mí ha sido mi mayor motivación para seguir adelante.

A mi hermana mayor Nuvia le agradezco por ser mi ejemplo de fortaleza, dedicación y amor incondicional. Aunque la distancia nos separa, siempre has estado presente en mi vida, brindándome tu apoyo inquebrantable y tus palabras de aliento en los momentos más importantes. Tu capacidad para afrontar la vida con valentía y sabiduría me inspira a ser mejor cada día. Tu ejemplo y cariño han sido fundamentales en este camino, y siempre llevaré en mi corazón todo lo que me has enseñado.

A mi mejor amiga, mi hermana de vida, Fátima, quien no solo ha estado conmigo desde el primer día, sino que ha caminado a mi lado en cada paso de este viaje. Gracias por tu amor incondicional, por escucharme, por ser mi consciencia cuando la necesitaba y por soñar tan grande como yo. Haber cruzado el mundo juntas para cumplir uno de nuestros sueños es algo que siempre atesoraré. Vivir esta experiencia como estudiantes internacionales y ser aceptadas en el Centro de Tecnología Biomédica (CTB) ha sido más especial porque lo hicimos juntas. También quiero expresar mi agradecimiento a tus padres, por su apoyo constante, por sus palabras de aliento y por haberme acogido como parte de su familia. No solo estoy agradecida contigo, Fátima, sino con la familia que te formó, porque ellos también son parte de este logro.

A la Dra. Karla, por ser mi asesora y guía en este proyecto, y también el instrumento que Dios utilizó para que pudiera realizar mi tesis en España. Gracias por su conocimiento, paciencia y apoyo incondicional, y por abrirnos las puertas para que este sueño se hiciera realidad.

Al Dr. Ricardo Imbert Paredes, cuya confianza y apoyo se convirtieron en el cimiento de este proyecto. Su disposición para aceptar mi propuesta desde aquella videollamada en la madrugada hondureña fue el inicio de esta increíble experiencia. Desde ese momento, su

calidez, profesionalismo y fe en mis capacidades me dieron la seguridad para embarcarme en este desafío. Su compromiso con cada proyecto y con la innovación me inspira profundamente, y no tengo palabras suficientes para agradecerle por haberme permitido ser parte de este sueño.

A Maryam Heydari, mi compañera en el CTB, por su paciencia, su disposición para enseñarme y su ayuda constante. Gracias por responder a cualquier hora y por guiarme en todo lo que no sabía; su apoyo ha sido invaluable.

A mi primera amiga universitaria, Nataly, quien llegó para demostrarme que la amistad puede ser un faro en los momentos más oscuros. Gracias por tu inteligencia deslumbrante, por tu capacidad para hacer frente a cualquier desafío con valentía, y por ser ese apoyo incondicional que siempre estuvo dispuesto a escuchar, animar y caminar a mi lado. Tu multifacética manera de ver la vida y tu habilidad para superar los obstáculos con gracia son una inspiración constante para mí. No solo eres una amiga, sino también una hermana de vida que sé que brillará intensamente en todo lo que emprenda.

A mis compañeros de carrera: Majo, Carlos, Aldair, Diego, Héctor, Jorge, Jennifer, José y Valeria, quienes hicieron que cada día en la universidad fuera más llevadero y memorable. Ustedes no solo fueron compañeros, sino una familia con la que compartí risas, desvelos, nervios antes de las entregas y la alegría de cada meta cumplida. Gracias por cada chiste en los momentos más tensos, por su apoyo en los días difíciles y por demostrar que el trabajo en equipo y la amistad son las claves para superar cualquier desafío. Cada proyecto, cada experiencia y cada logro que compartimos quedarán grabados en mi corazón como parte esencial de este viaje universitario.

A mis amigos del colegio y la universidad, César y Gabriela, cuya amistad ha sido muy especial. Sus conversaciones en el trayecto de regreso a casa fueron momentos de aprendizaje, risas y apoyo que siempre recordaré con cariño.

A mi amiga Fabianna, la mejor decisión que pude hacer en Madrid. Aunque ya sabíamos de la existencia de la otra, el destino nos tenía preparado este encuentro tan especial. Compartir la misma universidad, la misma carrera y hasta haber coincidido en una charla impartida por ella cuando hacías su práctica, era solo el comienzo de esta amistad. Encontrarnos específicamente para ver los globos fue el inicio de nuestras aventuras por esta hermosa ciudad. Gracias por ser ese rayito de luz en los días nublados y por acompañarme en los días soleados. Tu apoyo en todo este tiempo ha sido invaluable. Gracias por estar siempre.

A los docentes que marcaron mi vida universitaria de formas inolvidables. A la Ing. Reyna Valle, por ser más que una jefa de carrera: una mentora siempre dispuesta a guiarnos con paciencia y dedicación. A la Ing. Stefany, por su pasión por enseñar y por demostrar que el conocimiento, cuando se comparte con amor, transforma vidas. A la Dra. Rosalina, quien con su entusiasmo nos hizo enamorarnos de la medicina y verla no solo como una ciencia, sino como un arte para cuidar y sanar. Al Ing. Aguiluz, por recordarme que las calificaciones no definen a un estudiante, sino la determinación y el esfuerzo detrás de cada aprendizaje. A cada docente que pasó por mi vida, gracias por sus enseñanzas, su tiempo y su compromiso con nuestra formación. Su huella no solo se quedó en el aula, sino en mi corazón.

A los choferes de los busitos, quienes siempre me llevaron con bien desde la madrugada hasta altas horas de la noche. Su labor, aunque muchas veces invisible, fue fundamental para que pudiera llegar a mis clases y regresar a casa con seguridad.

Finalmente, agradezco a todas las personas que de una u otra manera contribuyeron a que mi paso por la universidad fuera inolvidable. Cada gesto, palabra y acción dejaron una huella en este camino, y siempre llevaré ese agradecimiento en mi corazón.

EPÍGRAFE

“Mira que te mando que te esfuerces y seas valiente; no temas ni desmayes, porque el Señor tu Dios estará contigo donde quiera que vayas.”

- **Josué 1:9**

RESUMEN EJECUTIVO

El envejecimiento poblacional plantea desafíos críticos para los sistemas de salud globales, incluyendo el aumento del riesgo de fragilidad, pérdida de movilidad y caídas. Este afecta significativamente la calidad de vida y autonomía de las personas mayores de 60 años. En este estudio se abordan estos desafíos mediante el desarrollo de un sistema de visión por computadora que utiliza Mediapipe y OpenCV para monitorear y corregir la ejecución de ejercicios en adultos mayores. El sistema fue diseñado para promover un envejecimiento saludable al mejorar la funcionalidad física mediante la detección precisa de posturas y retroalimentación en tiempo real. Siguiendo un enfoque cuantitativo, la investigación empleó la metodología de desarrollo en modelo V para garantizar precisión, usabilidad y confiabilidad. Las pruebas iniciales realizadas con un grupo de voluntarios no frágiles demostraron una alta precisión en la detección de ejercicios como caminar (100%) y extensiones de pierna (96.27%), confirmando el potencial del sistema para ser escalable y aplicable en entornos reales. A pesar de limitaciones como requisitos específicos de vestimenta y espacio, el sistema ofrece una solución accesible y sin sensores, adaptable a diversas poblaciones. Este trabajo contribuye al avance de intervenciones autónomas en salud para adultos mayores, fomentando su independencia y mejorando su bienestar.

Palabras clave: Adultos mayores, corrección postural, envejecimiento saludable, funcionalidad física, MediaPipe, Monitoreo de ejercicios, OpenCV, prevención de caídas, visión por computadora,

ABSTRACT

The aging population presents critical challenges to global health systems, including increased risks of frailty, mobility loss, and falls, significantly affecting the quality of life and autonomy of individuals over 60 years. This study aims to address these challenges by developing a computer vision system utilizing MediaPipe and OpenCV to monitor and correct exercise execution in older adults. The system was designed to promote healthy aging by enhancing physical functionality through accurate posture detection and real-time feedback. Employing a quantitative approach, the research followed the V-model development methodology to ensure accuracy, usability, and reliability. Initial tests conducted with a non-frail volunteer group demonstrated high accuracy in detecting exercises such as walking (100%) and leg extensions (96.27%), confirming the system's potential for scalability and real-world application. Despite limitations, including specific attire and spatial requirements, the system offers an accessible, sensor-free solution adaptable for diverse populations. This work contributes to advancing autonomous health interventions for older adults, fostering independence and improving well-being.

Key-Words: Computer vision, exercise monitoring, fall prevention, healthy aging, MediaPipe, older adults, OpenCV, physical functionality, posture correction

ÍNDICE DE CONTENIDO

I. INTRODUCCIÓN	17
II. ESTADO DEL ARTE.....	19
2.1. ANTECEDENTES	19
2.1.1. MONITOREO DE SALUD Y ACTIVIDAD FÍSICA EN PERSONAS MAYORES CON LA APLICACIÓN DE VIVIFRIL.....	20
2.1.1.1. <i>Short Physical Performance Battery (SPPB)</i>	21
2.1.1.2. <i>Valoración Funcional</i>	23
2.1.2. DESAFÍOS DE TECNOLOGÍAS PARA EL RECONOCIMIENTO DE POSTURAS Y MOVIMIENTOS EN PERSONAS MAYORES	24
2.1.3. TECNOLOGÍAS EMERGENTES PARA EL MONITOREO DE PERSONAS MAYORES.....	26
2.1.3.1. <i>Unidades de medida inercial (IMUs)</i>	26
2.1.3.2. <i>Cámaras RGB-D</i>	27
2.1.3.3. <i>Redes neuronales e inteligencia artificial</i>	27
2.1.3.4. <i>Tecnologías de Visión por Computadora y Deep Learning</i>	29
2.1.4. APLICACIÓN DE MODELOS BASADOS EN MEDIAPIPE.	31
2.2. PROBLEMÁTICA	33
2.3. LIMITACIONES ENCONTRADAS EN EL ESTADO DEL ARTE	38
III. OBJETIVOS.....	42
3.1. OBJETIVO GENERAL	42
3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	42
IV. MÉTODOS.....	43
4.1. ENFOQUE.....	43
4.2. VARIABLES DE INVESTIGACIÓN	44
4.2.1. VARIABLES DEPENDIENTES	44
4.2.2. VARIABLES INDEPENDIENTES.....	45

4.3. TÉCNICA E INSTRUMENTOS APLICADOS.....	46
4.3.1. PYTHON	46
4.3.2. TRANSMISIÓN DE VIDEO EN TIEMPO REAL.....	47
4.3.3. ENTORNO DE DESARROLLO: VISUAL STUDIO CODE.....	47
4.4. RECURSOS UTILIZADOS	47
4.4.1. EJERCICIOS DE ACTIVIDAD FÍSICA.....	47
4.4.3. HARDWARE DE COMPUTACIÓN.....	49
4.4.4. SOFTWARE	49
4.4.5. RECURSOS ADICIONALES	49
4.5. POBLACIÓN.....	50
4.6. METODOLOGÍA DE ESTUDIO	50
4.6.1. REQUERIMIENTOS DE SISTEMA.....	51
4.6.2. DISEÑO DE SISTEMA.....	51
4.6.3. DISEÑO DE ARQUITECTURA	52
4.6.4. DISEÑO MODULAR.....	53
4.6.5. PROGRAMACIÓN	54
4.6.6. PRUEBAS UNITARIAS.....	54
4.6.7. PRUEBAS INTEGRACIÓN.....	55
4.6.8. PRUEBAS DEL SISTEMA	55
4.6.9. PRUEBAS DE ACEPTACIÓN.....	56
4.7. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES	58
4.8. OPERACIONES DE LAS VARIABLES.....	60
V. RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	61
5.1. PRUEBAS PILOTO	61
5.1.1. PARTICIPANTES.....	61
5.1.2. AMBIENTE.....	62

5.2. MEDICIÓN DE PRECISIÓN Y EFICIENCIA EN LA DETECCIÓN DE EJERCICIOS	68
5.2.1. RESULTADOS DE LAS PRUEBAS DE SPPB.....	68
5.2.2. RESULTADOS DE PRECISIÓN EN LA DETECCIÓN DE LOS EJERCICIOS.....	71
5.2.2.1. Resultados Específicos de los Ejercicios.....	73
5.2.3. ANÁLISIS DEL IMPACTO DE FACTORES EXTERNOS VARIABLES INDEPENDIENTES QUE AFECTAN LA PRECISIÓN.....	78
5.2.3.1. Posicionamiento de la Cámara.....	78
5.2.3.2. Distancia entre la Persona y la Cámara.....	79
5.2.3.3. Características del Movimiento.....	79
VI. DISCUSIÓN	80
VII. CONCLUSIONES	82
7.1. CONCLUSIÓN GENERAL	82
7.2. CONCLUSIONES PARCIALES	82
VIII. RECOMENDACIONES.....	84
IX. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	86

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

<i>Ilustración 1: Proporción de personas de 60 años o más, por país, proyecciones para 2050.....</i>	34
<i>Ilustración 2: Prevalencia de la inactividad física ajustada por la edad en personas de 60 años o más, por país.....</i>	35
<i>Ilustración 3: Variable Dependiente</i>	44
<i>Ilustración 4: Variable Independiente.....</i>	45
<i>Ilustración 5: Parte 1 de guía completa de ubicación de cámara y distancias recomendadas para cada ejercicio físico.</i>	48
<i>Ilustración 6: Parte 2 de guía completa de ubicación de cámara y distancias recomendadas para cada ejercicio físico.</i>	48

Ilustración 7: Modelo en V	51
Ilustración 8: Diseño de Arquitectura	53
Ilustración 9: Aplicación de la prueba SPPB en el espacio destinado para evaluaciones iniciales	63
Ilustración 10: Espacio de Marcha de 4 Metros para la Prueba SPPB	64
Ilustración 11: Vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, con dimensiones de 5x3 metros.	65
Ilustración 12: Vista trasera del espacio destinado para la realización de los ejercicios físicos, mostrando la disposición de los elementos en el aula.	65
Ilustración 13: Vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, con dimensiones de 5x3 metros	66
Ilustración 14: Vista frontal del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, mostrando la interacción entre los participantes y el equipo.	67
Ilustración 15: Pelota Utilizada para el Ejercicio de Apretar la Pelota.....	67
Ilustración 16: Matriz de Resultados de Ejercicios	72
Ilustración 17: Participante con vestimenta incorrecta.....	76
Ilustración 18: Prueba de batería corta de desempeño físico (SPPB)	101
Ilustración 19: Carta de consentimiento informado	102
Ilustración 20: Valoración Funcional de ejercicios basados en Vivifrail.....	103
Ilustración 21: Rueda A de Vivifrail	104
Ilustración 22: Tabla para hacer las pruebas de ejercicios para cada participante.....	105
Ilustración 23: Participante en prueba de ejercicio de apretar la pelota.....	106
Ilustración 24: Participante en prueba de ejercicio levantamiento de brazos	106
Ilustración 25: Prueba de participante con ejercicio de estiramiento de brazos.....	107
Ilustración 26: Prueba de participante con ejercicio de levantarse de la silla	107
Ilustración 27: Prueba de participante con ejercicio de caminar en línea	108

<i>Ilustración 28: Prueba de participante con ejercicio de caminar</i>	108
<i>Ilustración 29: Prueba de participante con ejercicio de estiramiento de pierna</i>	109

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1: Tabla de limitaciones.</i>	38
<i>Tabla 2: Tabla de resumen de enfoques recientes</i>	40
<i>Tabla 3 Tabla de prueba de integración del sistema</i>	55
<i>Tabla 4: Tabla de prueba del sistema.....</i>	56
<i>Tabla 5: Cronograma de Actividades.....</i>	58
<i>Tabla 6: Operalización De Las Variables.....</i>	60
<i>Tabla 7: Lista de Participantes</i>	61
<i>Tabla 8: Características del ambiente ideales para las pruebas piloto</i>	63
<i>Tabla 9: Resultados del SPPB: Puntajes y Tiempos Específicos por Participante.....</i>	69
<i>Tabla 10: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Caminar</i>	73
<i>Tabla 11: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Apretar una pelota</i>	73
<i>Tabla 12: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Levantar una botella</i>	74
<i>Tabla 13: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Extensión de pierna</i>	75
<i>Tabla 14: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Levantarse de la silla</i>	76
<i>Tabla 15: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Caminar con los pies en línea</i>	76
<i>Tabla 16: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Estiramiento de brazos</i>	78

ÍNDICE DE ECUACIONES

<i>Ecuación 1: Formula de Tasa de Reconocimiento Correcto</i>	71
<i>Ecuación 2: Formula de Tasa de falsos positivos</i>	71
<i>Ecuación 3: Formula de Tasa de falsos negativos.....</i>	71

ÍNDICE DE ANEXOS

<i>Anexo 1 Prueba de Batería corta de desempeño físico</i>	101
<i>Anexo 2 Consentimiento Informado</i>	102
<i>Anexo 3 Prueba de Valoración de Vivifrail</i>	103
<i>Anexo 4 Tablas de Excel.....</i>	105

LISTAS DE SIGLAS

CNNs	Convolutional Neural Networks
IA	Inteligencia Artificial
IHME	Institute for Health Metrics and Evaluation
IMUs	Inertial Measurement Units
INE	Instituto Nacional de Estadística
LSTMs	Long Short-Term Memory
MOTIVA	Ecosistema tecnológico desarrollado para fomentar el envejecimiento saludable en personas mayores
OMS	Organización Mundial de la Salud
RGB-D	Red, Green, Blue-Depth
RNNs	Recurrent Neural Networks
SPPB	Short Physical Performance Battery
TUG	Timed Up and Go
UN	United Nations
YOLO	You Only Look Once

GLOSARIO

1. Algoritmos de Visión por Computadora: Conjunto de técnicas utilizadas para analizar imágenes y videos digitales con el fin de extraer información significativa, como reconocimiento de patrones, posturas y movimientos específicos.
2. Batería de Ejercicios (Rueda A de Vivifrail): Conjunto de ejercicios seleccionados específicamente para fortalecer la musculatura y mejorar el equilibrio en personas mayores.
3. Convolutional Neural Networks (CNNs): Redes neuronales convolucionales utilizadas principalmente para el análisis de imágenes, permitiendo tareas como clasificación de objetos y reconocimiento de patrones.
4. Ecosistema Computacional MOTIVA: Sistema desarrollado para promover el envejecimiento saludable mediante la monitorización de ejercicios físicos y la corrección postural en personas mayores, empleando visión artificial.
5. Falsos Positivos y Falsos Negativos: Errores en el reconocimiento de ejercicios donde el sistema detecta incorrectamente una acción (falso positivo) o no detecta una acción válida (falso negativo).
6. Inteligencia Artificial (IA): Campo de estudio que se enfoca en la creación de sistemas capaces de realizar tareas que requieren inteligencia humana, como el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones.
7. MediaPipe: Biblioteca de Google que facilita la implementación de algoritmos de visión artificial en tiempo real, utilizada para la detección de puntos clave del cuerpo humano y la estimación de posturas.
8. OpenCV: Biblioteca de software de visión por computadora de código abierto, empleada para procesar imágenes y videos, y utilizada en este proyecto para detectar movimientos y analizar ejercicios físicos.
9. Puntos Clave (Landmarks): Coordenadas específicas en el cuerpo humano identificadas por sistemas de visión artificial, como articulaciones o extremidades, que permiten analizar posturas y movimientos.

10. Pruebas Piloto: Estudios preliminares realizados para evaluar la funcionalidad del sistema y su precisión en la detección de ejercicios antes de su implementación con la población objetivo.
11. Recurrent Neural Networks (RNNs): Redes neuronales diseñadas para procesar secuencias de datos, como series temporales, y utilizadas en aplicaciones donde el contexto previo influye en el análisis actual.
12. RGB-D: Tecnología de cámaras que captura información de color (RGB) junto con datos de profundidad (Depth), permitiendo la percepción tridimensional de las escenas.
13. Short Physical Performance Battery (SPPB): Batería de pruebas estandarizadas para evaluar la capacidad física en personas mayores, incluyendo equilibrio, velocidad al caminar y fuerza de las extremidades inferiores.
14. Tasa de Reconocimiento Correcto: Métrica utilizada para evaluar el desempeño del sistema en la detección precisa de posturas y movimientos durante los ejercicios.
15. Vivifrail: Programa diseñado para promover la actividad física en personas mayores, enfocado en mejorar la fuerza, el equilibrio y la movilidad, con ejercicios adaptados para prevenir la fragilidad y las caídas.

I. INTRODUCCIÓN

El envejecimiento de la población es una realidad global que plantea desafíos importantes en el ámbito de la salud. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), para el año 2050, la proporción de personas mayores de 60 años se duplicará, alcanzando el 22% de la población mundial (OMS, 2021). Este aumento ha traído consigo un desafío, cómo mantener la salud física y prevenir la fragilidad en esta población en crecimiento. Se estima que, a partir de los 30 años, la masa muscular disminuye entre un 3% y un 8% por década, acelerándose a partir de los 60 años, afectando la funcionalidad física y aumentando el riesgo de caídas y pérdida de independencia (Larsson et al., 2018). Estos cambios impactan directamente en la capacidad de las personas mayores para realizar actividades cotidianas, lo que refuerza la necesidad de estrategias preventivas basadas en el ejercicio físico (Landi et al., 2018). La pérdida muscular en adultos mayores también está asociada con un incremento en la fragilidad y la dependencia, factores que se vuelven críticos si no se interviene adecuadamente (Meier & Lee, 2020).

El programa Vivifrail surge como una intervención efectiva para prevenir la fragilidad y el riesgo de caídas en personas mayores de 70 años. Este programa multicomponente se centra en mejorar la capacidad funcional mediante ejercicios de fuerza, equilibrio, resistencia cardiovascular y flexibilidad (Izquierdo, 2017). Adaptado a diferentes niveles de capacidad funcional, Vivifrail evalúa a los participantes a través de herramientas como la batería de rendimiento físico (SPPB) y la prueba de velocidad de marcha, y prescribe ejercicios según las necesidades individuales de cada persona (Izquierdo et al., 2017). La correcta ejecución de estos ejercicios es crucial para maximizar sus beneficios, ya que contribuyen a la mejora del equilibrio, la fuerza muscular y la prevención de caídas en esta población vulnerable.

La fragilidad es una condición prevalente que afecta aproximadamente al 10-15% de los adultos mayores de 65 años y se caracteriza por una disminución en la resistencia y la fuerza física (Fried et al., 2001). Esta debilidad incrementa no solo el riesgo de caídas, sino también la incapacidad para realizar tareas diarias, afectando negativamente la calidad de vida de los individuos afectados (Oh et al., 2021). Bajo estas circunstancias, los programas de ejercicio físico, como Vivifrail, han demostrado ser efectivos en la reducción de la fragilidad y el mantenimiento de la salud en adultos mayores, contribuyendo a la mejora del equilibrio y la fuerza muscular (Izquierdo et al., 2017). Sin embargo, es fundamental que estos ejercicios

se realicen de manera correcta y precisa para garantizar sus beneficios. El uso de tecnologías avanzadas, como la visión artificial, permite monitorizar y corregir la ejecución de los ejercicios en tiempo real, mejorando su efectividad (Ma et al., 2023).

MOTIVA es un proyecto del plan nacional, en el que sitúa al equipo que realiza el proyecto: "MOTIVA se sitúa en la intersección de la ingeniería biomédica, la informática, la psicología y la investigación clínica. El equipo está formado por investigadores de la "Universidad Politécnica de Madrid" (UPM) y la "Fundación de Investigación Biomédica del Hospital Universitario de Getafe" (FIBHUG), incluyendo ingenieros biomédicos, ingenieros informáticos, un geriatra, un psicólogo, investigadores en experiencia de usuario, un fisioterapeuta, un epidemiólogo, un estadístico y un farmacólogo clínico. Los investigadores de la UPM pertenecen al Ageing Lab, parte del Centro de Tecnología Biomédica (CTB), y al grupo de investigación en Interacción Persona-Ordenador y Sistemas Interactivos Avanzados de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos. FIBHUG y UPM mantienen una estrecha colaboración en numerosos proyectos, y los investigadores de FIBHUG también forman parte del Ageing Lab desde su fundación como laboratorio conjunto en 2014 (Villalba et al., 2022). Al combinarse con Vivifrail, este ecosistema computacional no solo contribuye a la prevención de la fragilidad y el deterioro físico, sino que también mejora la funcionalidad y la calidad de vida de los adultos mayores, promoviendo un envejecimiento saludable en todos los aspectos.

El presente proyecto tuvo como objetivo desarrollar un sistema de visión artificial basado en Mediapipe y OpenCV, con el fin de monitorizar la ejecución de ejercicios en personas mayores, asegurando una adecuada corrección postural y el registro de movimientos. Este sistema permitió ofrecer una alternativa accesible, precisa y fácil de implementar para aquellos adultos mayores que no pueden utilizar sensores físicos o dispositivos vestibles debido a limitaciones físicas o tecnológicas. La visión artificial no solo posibilita una mayor autonomía para las personas mayores, sino que también asegura que los ejercicios se adapten a sus necesidades individuales, optimizando la intervención en programas de envejecimiento saludable (Zahedian-Nasab et al., 2021).

La implementación de este sistema también impacta en la prevención de caídas, un problema que representa una de las principales causas de hospitalización en personas mayores, especialmente aquellas con fragilidad muscular y desequilibrios posturales (OMS,

2022). La capacidad del sistema para analizar y procesar imágenes en tiempo real garantizó una corrección inmediata y precisa de las posturas, lo que contribuyó a la personalización de los ejercicios de acuerdo con las necesidades y capacidades de cada usuario (Kawakura, 2018). Al combinar Mediapipe y OpenCV, este proyecto ofreció una solución que no solo mejoró la capacidad funcional de las personas adultas mayores, sino que también contribuyó a su seguridad y bienestar general.

II. ESTADO DEL ARTE

A continuación, se describen los antecedentes que contextualizaron el monitoreo de posturas y movimientos en personas mayores, abordando la fragilidad física, el riesgo de caídas y el uso de tecnologías avanzadas como sensores inerciales, cámaras RGB-D y algoritmos de inteligencia artificial. Se presentaron los estudios previos que justificaron la implementación de estas tecnologías en la rehabilitación y el envejecimiento saludable, junto con sus limitaciones.

2.1. ANTECEDENTES

El envejecimiento saludable es un concepto multifacético que ha evolucionado con el tiempo y que se centra en mantener la capacidad funcional y el bienestar en la vejez (Menassa et al., 2023). Abarcó diversos aspectos, como la satisfacción de las necesidades básicas, el aprendizaje, la toma de decisiones, la movilidad, las relaciones y las contribuciones a la sociedad (Szychowska & Drygas, 2021). La Organización Mundial de la Salud (OMS) adoptó un enfoque holístico del envejecimiento saludable, considerando tanto las capacidades individuales como los contextos ambientales (Abud et al., 2022). Los componentes clave del envejecimiento saludable incluyen una alimentación sana, actividad física regular, salud mental, participación social y atención sanitaria preventiva (Szychowska & Drygas, 2021). El concepto va más allá de la prevención de enfermedades y abarca la potenciación de las capacidades de los adultos mayores mediante estrategias de atención a largo plazo (Abud et al., 2022). El envejecimiento saludable está influido por diversos factores a lo largo de la vida, incluidos aspectos sociales, ambientales y biomédicos (Zadworna, 2022). Sin embargo, se necesitan enfoques de medición estandarizados para facilitar el seguimiento global y la investigación en este campo (Menassa et al., 2023).

El envejecimiento de la población representó un desafío significativo para la salud pública, especialmente en la promoción de hábitos saludables y la prevención de problemas musculoesqueléticos. Las personas adultas mayores son más propensas a adoptar posturas incorrectas debido a la pérdida de tono muscular y movilidad, lo que incrementa el riesgo de desarrollar problemas de salud a largo plazo (N. Iqbal et al., 2020). Estudios recientes han abordado este problema mediante el desarrollo de tecnologías avanzadas que permitieron monitorear la postura y corregirla en tiempo real. Por ejemplo, el uso de cámaras y sensores avanzados demostró ser efectivo para detectar errores posturales y guiar a los usuarios a corregir sus posturas. Tecnologías basadas en inteligencia artificial y visión por computadora facilitaron la corrección automática de posturas en tiempo real, proporcionando retroalimentación inmediata (Jiang et al., 2023). Además, la integración de sensores portátiles permitió el monitoreo continuo de la postura, ofreciendo mejoras significativas en la calidad de vida de las personas mayores (Mansoor et al., 2019).

Con el paso del tiempo, las personas mayores experimentaron una disminución progresiva en su capacidad funcional, que incluyó la pérdida de fuerza muscular, flexibilidad y equilibrio, lo cual aumentó el riesgo de caídas y lesiones. Este proceso, comúnmente asociado con la fragilidad, estuvo caracterizado por una reducción de las reservas fisiológicas, lo que incrementó la vulnerabilidad a eventos adversos de salud como caídas, discapacidad y muerte prematura (Assi et al., 2023). La fragilidad es un estado dinámico que puede mejorar o empeorar con el tiempo, y es crucial detectarla de manera temprana para intervenir de forma adecuada (Y. Li et al., 2023). La actividad física regular desempeñó un papel crucial en la prevención y manejo de la fragilidad, porque no solo mejoró la movilidad y el equilibrio, sino que también contribuyó al bienestar mental y emocional de los adultos mayores (M. D. Korableva & Y. A. Bekeneva, 2024). Sin embargo, debido a la disminución de sus capacidades físicas, muchas personas mayores encontraron difícil participar en actividades físicas de manera segura y efectiva sin supervisión adecuada, lo que pudo llevar a posturas incorrectas o movimientos inadecuados que incrementen el riesgo de lesiones (Duan et al., 2018).

2.1.1. MONITOREO DE SALUD Y ACTIVIDAD FÍSICA EN PERSONAS MAYORES CON LA APLICACIÓN DE VIVIFRAIL

El programa Vivifrail demostró ser un enfoque estructurado y efectivo para mejorar la movilidad y reducir el riesgo de caídas en personas mayores. Este programa se basó en

ejercicios diseñados para fortalecer los músculos, mejorar el equilibrio y aumentar la resistencia, lo que resultó esencial para mantener la funcionalidad en esta población vulnerable. El enfoque principal de Vivifrail fue promover la fuerza muscular, la resistencia cardiovascular, el equilibrio, y la flexibilidad mediante ejercicios adaptados al nivel funcional del individuo, lo cual demostró reducir el riesgo de caídas y mejorar la calidad de vida (Izquierdo et al., 2017).

Vivifrail, desarrollado con el apoyo de diversas instituciones europeas, estableció programas que permitieron el seguimiento de personas mayores frágiles y prefrágiles a través de rutinas específicas de ejercicio físico multicomponente, que incluyeron la fuerza, la potencia muscular, la marcha, el equilibrio y la resistencia cardiovascular (Izquierdo et al., 2017). Estos ejercicios, adaptados a las limitaciones de cada persona, permitieron una progresión controlada en intensidad y volumen, disminuyendo el riesgo de caídas y optimizando el rendimiento físico.

2.1.1.1. Short Physical Performance Battery (SPPB)

La relación entre la SPPB y el programa Vivifrail es clave en el estudio de la fragilidad y el desempeño físico en personas mayores, ya que ambas herramientas se utilizaron en escenarios complementarios. Mientras que el SPPB se enfocó en la evaluación objetiva de la fragilidad mediante pruebas estandarizadas, el programa Vivifrail se orientó hacia la mejora funcional a través de un conjunto de ejercicios diseñados según el nivel de fragilidad del individuo.

En el marco de este proyecto, aunque la intervención principal se basó en el programa Vivifrail, se utilizó el SPPB como herramienta de evaluación inicial para determinar el estado de fragilidad de los participantes y evitar sesgos en la implementación del sistema tecnológico propuesto. La batería SPPB permitió establecer una línea base de las capacidades físicas de los usuarios antes de comenzar con los ejercicios diseñados en Vivifrail, específicamente los de la rueda A, que incluyeron actividades como caminar, levantarse de una silla y realizar estiramientos. Esto aseguró que el sistema propuesto pudiera adaptarse de manera efectiva a las necesidades físicas y funcionales de los usuarios.

La batería corta de desempeño físico (SPPB) es una herramienta de evaluación ampliamente utilizada y diseñada para evaluar el rendimiento físico en adultos mayores,

especialmente en el contexto de la fragilidad (Singer et al., 2023). La SPPB evaluó tres aspectos de la movilidad: equilibrio, velocidad de marcha y fuerza de miembros o extremidades inferiores para levantarse de una silla (Guralnik et al., 2018). Estos componentes midieron colectivamente la función de las extremidades inferiores, que fue crucial para mantener la independencia y realizar las actividades diarias (Kimber et al., 2018). La prueba de SPPB fue especialmente valiosa porque proporcionó una evaluación total de las capacidades físicas sin requerir un esfuerzo máximo, lo que la hizo adecuada para adultos mayores que pudieron tener diversas comorbilidades (Lascano et al., 2015).

La relevancia de la prueba SPPB en la evaluación de la fragilidad radicó en su capacidad para identificar a los individuos en riesgo de resultados adversos para la salud (S. Chen et al., 2023). La investigación demostró que las puntuaciones más bajas en la SPPB se correlacionaron con mayores riesgos de hospitalización, discapacidad y mortalidad en poblaciones de edad avanzada (Banning et al., 2021). Por ejemplo, una revisión sistemática indicó que el SPPB fue un fuerte predictor de la discapacidad a largo plazo y la institucionalización entre los adultos mayores que viven en la comunidad (Park et al., 2021). Además, los estudios demostraron que la SPPB pudo detectar estados tempranos de fragilidad, incluso en adultos mayores de alto funcionamiento, sirviendo, así como una herramienta esencial para la intervención temprana (Haugen et al., 2020).

La prueba de SPPB como se mencionó, incluyó tres subpruebas que se realizaron en orden para evaluar la capacidad física en personas mayores. La primera fue la prueba de equilibrio, donde se evaluó la habilidad de la persona para mantenerse de pie en tres posiciones diferentes. Primero, debía colocarse con los pies juntos, uno al lado del otro, y mantener esa posición durante 10 segundos. Si lo consiguió, obtuvo un punto, pero si no lo logró, su puntaje fue cero y pasó automáticamente a la siguiente prueba. La segunda posición fue la semi-tándem, en la cual debía colocar el talón de un pie al nivel del dedo gordo del otro y sostenerse durante 10 segundos. Si no logró mantenerse en equilibrio, obtuvo un puntaje de cero; si lo logró, obtuvo un punto. La tercera posición fue el tándem, donde debía colocar el talón de un pie en contacto con la punta del otro. Aquí, el puntaje varió según el tiempo que logró mantenerse: si aguantó 10 segundos obtuvo 2 puntos, entre 3 y 9 segundos le dio 1 punto, y si no llegó a los 3 segundos, su puntaje fue cero.

La segunda subprueba fue la prueba de velocidad de marcha, donde se midió cuánto tardó la persona en caminar 4 metros a paso normal. Se le solicitó que hiciera este recorrido tres veces y se tomó el menor de los tiempos registrados. Dependiendo de la rapidez, se asignó una puntuación: si lo hizo en menos de 4,82 segundos, obtuvo 4 puntos; entre 4,82 y 6,20 segundos, 3 puntos; entre 6,21 y 8,70 segundos, 2 puntos; y si tardó más de 8,7 segundos, solo obtuvo 1 punto. Si no fue capaz de realizar la prueba, recibió un puntaje de 0.

Finalmente, la tercera subprueba es la prueba de levantarse de la silla, donde se evaluó la fuerza en las piernas y la capacidad para levantarse repetidamente de una silla. Se le pidió a la persona que se levantara cinco veces de la silla lo más rápido posible, con la espalda recta y los brazos cruzados sobre el pecho. El tiempo que tardó en completar las cinco levantadas determinó su puntaje: si lo hizo en menos de 11,19 segundos obtuvo 4 puntos; entre 11,20 y 13,69 segundos, 3 puntos; entre 13,70 y 16,69 segundos, 2 puntos; y si tardó entre 16,70 segundos y 59 segundos, recibió 1 punto. Si tardó más de 60 segundos o no pudo completar la prueba, obtuvo un puntaje de 0.

La puntuación total del SPPB resultó de la suma de las tres pruebas y osciló entre 0 (peor) y 12 (lo mejor). Se consideró que existió una alta probabilidad de fragilidad en aquellas personas con un SPPB <10. A aquellas personas con un SPPB \geq 10 se les consideró no frágiles y se realizó la detección precoz de fragilidad anualmente y después de un evento importante de salud, como por ejemplo un ingreso o agudización de una condición crónica (Olalla, 2022).

(Anexo 1 Prueba de Batería corta de desempeño físico

Ilustración 18)

2.1.1.2. Valoración Funcional

En general, la prueba SPPB es una herramienta de evaluación ampliamente utilizada para medir el rendimiento físico en adultos mayores, particularmente en el contexto de la fragilidad (S. Chen et al., 2023). Sin embargo, el programa Vivifrail complementó esta evaluación con pruebas adicionales, como la evaluación de caídas recientes, la prueba "Timed Up and Go" (TUG), la velocidad de marcha en 6 metros y la evaluación del deterioro cognitivo. Mientras que el SPPB clasificó a los individuos en frágiles o no frágiles en función de la puntuación obtenida, Vivifrail proporcionó una clasificación más detallada. Este último dividió a los adultos mayores en diferentes categorías funcionales: A (discapacitado), B (frágil), C1

(frágil), C2 (pre-frágil) y D (autónomo), lo que permitió una intervención más específica y adaptada a cada caso.

Aunque el SPPB es una herramienta útil para identificar el estado de fragilidad, la metodología de Vivifrail ofreció una visión más completa al incluir un mayor número de pruebas y una clasificación más matizada del rendimiento físico. A continuación, se detallaron las cuatro categorías de puntuación que utilizó el SPPB para evaluar el estado funcional de los individuos.

En el primer nivel fue la rueda A, limitación grave o discapacidad (SPPB 0-3), la persona se encontró en una situación de movilidad muy reducida, sin capacidad para caminar y, en muchos casos, confinada a una silla de ruedas o encamada. La recomendación en este caso fue realizar ejercicios que ayudaran a conseguir levantarse de la silla, con el objetivo de mejorar esa capacidad básica.

El segundo nivel rueda B, limitación moderada o frágil (SPPB 4-6), describió a personas que tuvieron dificultades para caminar o lo hicieron con ayuda, y enfrentaron problemas con el equilibrio y las levantadas. Los ejercicios recomendados en este nivel prometieron una gran mejoría si se realizaron con constancia, ayudando a recuperar movilidad y estabilidad.

En el tercer nivel rueda C, limitación leve o frágil prefrágil (SPPB 7-9), se encontraron aquellas personas que, aunque pudieron caminar de forma autónoma, presentaron algunos trastornos en la marcha y dificultades leves con el equilibrio. La recomendación fue continuar con ejercicios para disfrutar de la capacidad de caminar sin problemas. Se incluyeron opciones de ejercicios según el tiempo que la persona pudo dedicar a caminar, entre 10 a 45 minutos.

Finalmente, el nivel más alto rueda D, autónomo o sin limitación (SPPB 10-12), incluyó a las personas robustas con una marcha normal y pocas o ninguna limitación funcional. A estas personas se les aconsejó no relajarse, ya que dejar de realizar ejercicios podría llevar a un rápido deterioro. Se enfocó en la prevención de problemas futuros y el mantenimiento de la buena condición física.

2.1.2. DESAFÍOS DE TECNOLOGÍAS PARA EL RECONOCIMIENTO DE POSTURAS Y MOVIMIENTOS EN PERSONAS MAYORES

Las tecnologías de reconocimiento de posturas y movimientos para personas mayores enfrentaron varios desafíos únicos derivados de las características físicas y cognitivas de esta

población. A medida que las personas envejecen, suelen experimentar problemas musculoesqueléticos, disminución de la movilidad, problemas de equilibrio y fragilidad general, lo que complica la implementación de tecnologías de monitoreo y corrección postural. Estos factores hicieron necesario el desarrollo de sistemas capaces de detectar variaciones sutiles en la postura, ya que incluso pequeños cambios pudieron aumentar significativamente el riesgo de caídas (Chang et al., 2019). La necesidad de un monitoreo preciso se recalcó por el hecho de que las caídas fueron una de las principales causas de lesiones entre los adultos mayores, lo que convirtió a los sistemas efectivos de reconocimiento postural en elementos cruciales para mejorar la seguridad y la independencia (Ofori-Asenso et al., 2019).

Además, la fatiga física y la capacidad de respuesta reducida fueron problemas comunes en los adultos mayores, lo que pudo dificultar el uso prolongado de dispositivos portátiles diseñados para monitorear la postura y el movimiento (Cruz et al., 2021). Muchos adultos mayores encontraron difícil usar estos dispositivos de manera constante debido a la incomodidad o al olvido, lo que generó lagunas en la recopilación de datos y pudo disminuir la efectividad de los sistemas de monitoreo (J. Chen et al., 2023). Por lo tanto, fue esencial que estas tecnologías se diseñaran teniendo en cuenta la facilidad de uso y la accesibilidad, adaptándose a las capacidades físicas y cognitivas reducidas de los usuarios mayores (Theou et al., 2019). Por ejemplo, los dispositivos portátiles debieron ser livianos, fáciles de poner y quitar, y no requirieron amplios conocimientos técnicos para operarlos (Ruan et al., 2019).

La integración de la tecnología en la vida diaria de los adultos mayores también planteó preocupaciones sobre la aceptación y la usabilidad. Las investigaciones indicaron que la intención de los usuarios mayores de adoptar dispositivos portátiles estuvo significativamente influenciada por la facilidad percibida de uso y los beneficios percibidos de la tecnología (Cruz et al., 2021). Por lo tanto, los fabricantes debieron centrarse en crear dispositivos que no solo satisficieran las necesidades funcionales de los adultos mayores, sino que también mejoraran su calidad de vida al aumentar su independencia y seguridad (Jang et al., 2020). Además, las perspectivas de los interesados sobre la aceptabilidad y la usabilidad de las soluciones tecnológicas relacionadas con la salud, especialmente para la detección y el manejo de la fragilidad, fueron fundamentales para su implementación exitosa (Tao et al., 2023). Involucrar

a los adultos mayores en el proceso de diseño pudo conducir a tecnologías más efectivas y ampliamente aceptadas.

2.1.3. TECNOLOGÍAS EMERGENTES PARA EL MONITOREO DE PERSONAS MAYORES

El monitoreo de la salud en personas mayores experimentó un avance considerable a lo largo de las últimas décadas. En sus inicios, los sistemas de monitoreo se centraron en sensores básicos que rastreaban parámetros vitales, como la frecuencia cardíaca y la presión arterial (F. Wang, 2022). Estos dispositivos proporcionaron una visión limitada sobre el estado general de la persona, ya que no permitieron evaluar la movilidad ni el riesgo de caídas. Con el tiempo, la necesidad de enfoques más holísticos llevó a la incorporación de tecnologías más avanzadas. Se abordaron diversas tecnologías emergentes, con un enfoque en sensores inerciales, cámaras RGB-D, algoritmos de visión por computadora y aplicaciones avanzadas de inteligencia artificial.

2.1.3.1. Unidades de medida inercial (IMUs)

Las IMUs fueron ampliamente utilizadas para monitorear el movimiento y la actividad física en diversas aplicaciones médicas, incluyendo las aplicaciones de monitoreo y salud de adultos mayores. Estos sensores (acelerómetro, y giroscopio) pueden rastrear la aceleración, la velocidad angular y en conjunto con un magnetómetro, también la orientación espacial. Estos sensores proporcionaron medidas valiosas que fueron procesadas para obtener datos sobre la movilidad y los niveles de actividad. Los IMUs resultaron particularmente efectivos para evaluar patrones de marcha, detectar caídas y monitorear el progreso de la rehabilitación (Feliús et al., 2022). Por ejemplo, los estudios demostraron que los IMUs pudieron medir con precisión parámetros de la marcha, como la longitud de zancada y la cadencia, fundamentales para evaluar el riesgo de caídas en poblaciones mayores (Zeng et al., 2022).

Desarrollos recientes se centraron en mejorar la precisión y confiabilidad de los sistemas basados en IMUs. Un estudio reciente destacó que sistemas pudieron realizar un seguimiento continuo de la postura y la movilidad en tiempo real, lo cual fue esencial para detectar anomalías en adultos mayores. Esta capacidad permitió prevenir caídas y mejorar la calidad de vida (T. Chen et al., 2022). De manera complementaria, Reyes et al., exploraron cómo los sensores inerciales, en combinación con tecnologías como el aprendizaje automático, permitieron un monitoreo más preciso de la actividad física y la salud. Esta integración no solo

mejoró la precisión en la detección de movimientos y posturas, sino que también facilitó la interpretación en tiempo real de los datos, permitiendo respuestas más rápidas en el caso de comportamientos anómalos o caídas (Reyes Leiva et al., 2023).

2.1.3.2. Cámaras RGB-D

Las cámaras RGB-D, que capturan tanto información de color (RGB) como de profundidad (D), se utilizaron cada vez más para la detección de posturas y movimientos en personas mayores. Estas cámaras proporcionaron una vista completa del entorno, lo que permitió un seguimiento preciso de los movimientos y las posturas corporales. Su aplicación en entornos clínicos fue prometedora, ya que permitieron a los profesionales de la salud monitorear la actividad física de los pacientes y detectar desviaciones de los patrones normales de movimiento.

Un estudio reciente sobre el uso de cámaras RGB-D en combinación con algoritmos de visión por computadora destacó su capacidad para diferenciar movimientos y posturas complejas, siendo particularmente útiles en la rehabilitación y la prevención de caídas (S. Wang et al., 2024). Además, estas cámaras se integraron con otras tecnologías para mejorar la precisión en condiciones ambientales desafiantes. Por ejemplo, el estudio de Reyes et al. mostró cómo los datos de cámaras RGB-D, procesados mediante algoritmos que utilizaron métricas de complejidad y análisis de entropía, lograron mayor precisión al detectar cambios súbitos en la postura. A su vez, Piculell et al., analizaron el uso de estas tecnologías en sistemas de monitorización por vídeo en entornos domésticos, donde las cámaras RGB-D se utilizaron para mejorar la atención a distancia y facilitó la comunicación entre cuidadores y ancianos (Piculell et al., 2021). El uso de estos enfoques en el cuidado remoto no solo mejoró la detección de caídas, sino que también permitió una mejor coordinación entre los cuidadores y el seguimiento del bienestar de las personas mayores.

2.1.3.3. Redes neuronales e inteligencia artificial

El uso de inteligencia artificial para la corrección automática de posturas ganó relevancia en los últimos años, especialmente en el monitoreo de personas mayores y en la rehabilitación física. Los algoritmos de aprendizaje profundo, como las redes neuronales convolucionales (CNNs), fueron fundamentales en este proceso, porque permitieron analizar patrones de movimiento y detectar desviaciones posturales en tiempo real. Esto demostró ser efectivo para ajustar de manera automática la postura del usuario, reduciendo el riesgo de

lesiones en actividades físicas (Yeh et al., 2023). La combinación de estos algoritmos con tecnologías de visión por computadora permitió una corrección más precisa, porque procesaron datos complejos de movimientos y ofrecieron retroalimentación inmediata (Paulauskaite-Taraseviciene et al., 2023). Además, los avances en IA lograron que los sistemas fueran cada vez más eficientes en detectar posturas incorrectas, contribuyendo a una mejor calidad de vida (Islam et al., 2022).

Un estudio notable realizado por Jiang et al. proporcionó una revisión sobre el uso de la IA en el reconocimiento postural, detallando diversas técnicas, incluidas las CNNs y las RNNs. Los autores destacaron los avances en las metodologías de reconocimiento postural y sus aplicaciones, que se expandieron significativamente debido a los desarrollos tecnológicos (Jiang et al., 2023). Esta revisión recalcó la importancia de los algoritmos de aprendizaje profundo para identificar y corregir con precisión las desviaciones posturales, lo cual fue crucial para la prevención de caídas en poblaciones de personas mayores.

En el ámbito de la evaluación del riesgo de caídas, Chu et al. desarrollaron un modelo de aprendizaje automático que utilizó registros de salud electrónicos y evaluaciones geriátricas integrales para predecir los riesgos de caídas entre pacientes hospitalizados mayores. Este modelo demostró el potencial de la IA para integrar diversas fuentes de datos y mejorar la predicción de riesgos de caídas, facilitando intervenciones oportunas (Chu et al., 2022). De manera similar, Namba y Yamada emplearon el aprendizaje profundo por refuerzo combinado con CNNs para analizar los riesgos de caídas y controlar robots móviles diseñados para asistir a personas mayores, mostrando una aplicación práctica de la IA en escenarios del mundo real (Namba & Yamada, 2018).

Además, el estudio de Chen et al. utilizó un autoencoder apilado para la evaluación de la movilidad y el riesgo de caídas, demostrando la efectividad de las representaciones de tiempo-frecuencia derivadas de la prueba "Timed Up and Go". Este enfoque ilustró cómo se pudo aplicar el aprendizaje profundo para evaluar los riesgos de caídas basados en métricas de rendimiento físico (S.-H. Chen et al., 2021). Asimismo, Liaqat et al. propusieron un marco de detección de postura híbrido que integró el aprendizaje automático y redes neuronales profundas, incluidas CNNs y RNNs, para mejorar la precisión del reconocimiento postural (Liaqat et al., 2021). Este enfoque híbrido es particularmente relevante en entornos de rehabilitación, donde la corrección precisa de la postura resultó esencial para la recuperación.

Otra aplicación innovadora fue presentada por Lee et al., quienes desarrollaron un método de doble verificación basado en redes neuronales profundas para la detección de caídas, utilizando sensores IMU y datos de cámaras RGB. Este sistema no solo detectó caídas, sino que también las confirmó a través del análisis de datos visuales, destacando la integración de múltiples técnicas de IA para mejorar la fiabilidad en la detección de caídas (Lee et al., 2021). Además, Bourahmoune y Amagasa exploraron el uso de la IA en el reconocimiento de la postura al sentarse a través del cojín inteligente LifeChair, cuyo objetivo fue monitorear y corregir la postura al sentarse, abordando así el estilo de vida sedentario prevalente entre muchos individuos mayores (Bourahmoune & Amagasa, 2019). Este proyecto ejemplificó el potencial de las tecnologías de IA para mejorar las condiciones de vida diarias y promover mejores resultados en la salud.

Por ejemplo, MediaPipe, una herramienta desarrollada por Google se convirtió en un marco ampliamente utilizado para la detección de posturas en tiempo real. Esta plataforma pudo identificar hasta 33 puntos clave del cuerpo humano, lo que facilitó un análisis detallado de las posiciones corporales durante la actividad física (Yeh et al., 2023). Al combinar este análisis con algoritmos de IA, MediaPipe calculó ángulos de las articulaciones y corrigió de manera automática las posturas deficientes, ofreciendo retroalimentación a los usuarios en tiempo real (Islam et al., 2022). Esto lo hizo ideal para aplicaciones de rehabilitación y para el monitoreo de personas mayores, especialmente en ejercicios que requirieron precisión y monitoreo constante (C. Wang et al., 2017).

2.1.3.4. Tecnologías de Visión por Computadora y Deep Learning.

La visión por computadora, en combinación con deep learning, demostró ser una herramienta eficaz para evaluar el rendimiento físico en actividades como la rehabilitación y el entrenamiento. Por ejemplo, en un estudio desarrolló un sistema que detectó la postura del cuello, los hombros y los brazos mediante redes neuronales convolucionales (CNNs), proporcionando retroalimentación en tiempo real para mejorar las posturas y prevenir problemas musculoesqueléticos relacionados con el teletrabajo (Yeh et al., 2023). De forma similar, otro estudio exploró la detección en tiempo real de la postura humana utilizando OpenCV y MediaPipe, donde se analizaron hasta 33 puntos clave del cuerpo durante ejercicios físicos, lo que permitió evaluar el desempeño y corregir automáticamente posturas incorrectas (M. Shah et al., 2023). Además, un sistema basado en LSTM y dispositivos portátiles logró una

precisión alta en la identificación de errores posturales y mejoró la técnica de los usuarios durante el levantamiento de pesas (C. -C. Hsiao et al., 2020).

Por otro lado, la integración de tecnologías como YOLO y OpenPose también facilitó la evaluación del rendimiento físico. En uno de los trabajos propusieron un sistema para la detección de posturas en tiempo real durante ejercicios de yoga, el cual logró una precisión considerable en la corrección de posturas cuando se comparó con métodos tradicionales (V. Arya et al., 2023). A su vez, en otro estudio utilizaron unidades de medición inercial (IMU) para clasificar la biomecánica del cuerpo durante los movimientos físicos, mejorando la evaluación y precisión en el rendimiento del ejercicio (O'Reilly et al., 2017). Estas tecnologías no solo permitieron corregir posturas incorrectas en tiempo real, sino que también optimizaron el monitoreo de movimientos complejos, como los que se realizaron en entornos de rehabilitación.

Convolutional Neural Networks (CNNs) fueron utilizadas en varios estudios recientes para la evaluación automática de la postura y su corrección, especialmente para el monitoreo de personas mayores y la rehabilitación física. Por ejemplo, un estudio desarrolló un modelo CNN basado en atención para la evaluación postural del cuerpo completo, en el que logró un rendimiento prometedor al compararlo con evaluaciones humanas, con un valor de Kappa de 0.73, lo que mostró una buena concordancia entre el modelo y la valoración humana (Hudec et al., 2021). Además, propusieron un método de detección de comportamiento postural basado en datos de presión utilizando algoritmos CNN. Este sistema identificó correctamente la postura en un 98.69% de los casos y calculó con precisión el tiempo de mantenimiento de la postura y la frecuencia de cambio en un 98.06% de los casos (Kim et al., 2019). Estas herramientas fueron fundamentales para la monitorización de personas mayores, permitiendo evaluaciones continuas, no invasivas y objetivas.

En otro estudio, fueron comparados el desempeño de los modelos pre-entrenados de CNN (AlexNet, VGG16, GoogLeNet) para la evaluación de la calidad del ECG, que es crucial para la detección precisa de trastornos cardíacos, especialmente en sistemas de monitoreo a largo plazo y portátiles (Nasirahmadi et al., 2019). Estos estudios destacaron el potencial de las CNNs no solo para la evaluación postural, sino también para otras aplicaciones en la monitorización continua de la salud.

A pesar de estos avances, existieron algunas limitaciones importantes. Uno de los principales desafíos fue la generalización de los modelos de deep learning, ya que muchos estudios dependían de conjuntos de datos específicos o limitados, lo que pudo reducir la precisión cuando se aplicaron a poblaciones o entornos diferentes (Hakansson & Jensen, 2023). Por ejemplo, un sistema diseñado para detectar posturas durante ejercicios de yoga pudo no ser tan efectivo en la detección de errores posturales en actividades más dinámicas como el levantamiento de pesas o el entrenamiento cardiovascular (Shang et al., 2023). Asimismo, la precisión en tiempo real representó un reto debido a la gran cantidad de procesamiento de datos, lo que generó latencias en sistemas con hardware limitado o en dispositivos portátiles (Hwang et al., 2022).

Además, los algoritmos como las CNNs y las LSTMs, aunque fueron muy efectivos en la detección de posturas, dependieron en gran medida de la calidad y cantidad de datos de entrenamiento (Ahmed et al., 2023). La falta de una curación adecuada de los datos y la presencia de ruido en las imágenes o movimientos irregulares pudo disminuir la precisión de la evaluación (Hakansson & Jensen, 2023). También es importante señalar que, aunque estas tecnologías demostraron ser eficaces en estudios controlados, la adopción a gran escala en entornos clínicos o de rehabilitación aún enfrentan barreras, como el costo de implementación y la necesidad de profesionales capacitados para interpretar los resultados y ajustar los sistemas de manera adecuada (Alshirbaji et al., 2020).

2.1.4. APLICACIÓN DE MODELOS BASADOS EN MEDIAPIPE.

MediaPipe fue aplicado con éxito en diversas áreas, desde la corrección postural en ejercicios físicos hasta el reconocimiento de gestos en interfaces hombre máquina. En un estudio realizado en entornos de rehabilitación, MediaPipe fue utilizado para monitorear la postura de pacientes durante ejercicios terapéuticos. El sistema mostró una precisión significativa en la identificación de movimientos incorrectos, lo que facilitó la corrección automática sin necesidad de intervención manual (W. Chen et al., 2022). Otro estudio llevado a cabo empleó MediaPipe en la detección de posturas de yoga, demostró que el sistema pudo identificar 33 puntos clave del cuerpo humano, proporcionando retroalimentación en tiempo real sobre la alineación del cuerpo durante posturas complejas (K. Aarthy & A. A. Nithys, 2023). De manera similar, en otro estudio utilizaron MediaPipe para la detección de gestos en un entorno de realidad aumentada, mejorando la interacción sin contacto con sensores, aunque

encontraron limitaciones en la detección precisa de gestos rápidos y complejos, lo que sugirieron un área de mejora futura (M. S. Rahman et al., 2024).

Además, en un estudio se aplicó MediaPipe en el monitoreo de movimientos de atletas, identificando errores posturales en tiempo real durante entrenamientos de alta intensidad. Si bien el sistema fue útil en la corrección automática de posturas, se observó que su capacidad para capturar movimientos extremadamente rápidos era limitada, lo que podría haberse mejorado mediante la integración de sensores inerciales (D. Rai et al., 2024). Por otro lado, se exploró el uso de MediaPipe en condiciones de baja luminosidad, donde el rendimiento del sistema se vio afectado. Para abordar esta limitación, los investigadores sugirieron la integración de sensores de profundidad que mejoren su capacidad de detección en entornos con iluminación insuficiente (Hu et al., 2024).

Un estudio importante realizado por Kusunose et al., exploró la efectividad de MediaPipe BlazePose para medir los ángulos de abducción del hombro. Los investigadores demostraron que MediaPipe puede evaluar con precisión las coordenadas (x, y, z) de 33 puntos clave del esqueleto, lo que lo convierte en una herramienta valiosa para la evaluación de ángulos articulares. Esta capacidad fue particularmente relevante en entornos clínicos donde la medición precisa de los movimientos de las extremidades resultó esencial para la rehabilitación y el monitoreo del progreso (Kusunose et al., 2023). En el ámbito de los deportes y el ejercicio, el estudio de Silva et al. realizó una revisión exploratoria de las herramientas de autoevaluación de la postura corporal, enfatizando la importancia de la autoconciencia para lograr una alineación corporal óptima. Los hallazgos sugirieron que tecnologías como MediaPipe pueden mejorar la capacidad de los pacientes para percibir y corregir su postura, llevando a mejores resultados en la terapia física (Silva et al., 2023).

Otra aplicación innovadora de MediaPipe fue encontrada en el trabajo de Kishore et al., quienes desarrollaron un instructor de yoga inteligente que brindó retroalimentación en tiempo real a los participantes. Este sistema utilizó MediaPipe para analizar las posturas de yoga y ofrecer sugerencias correctivas a través de indicaciones por voz, mejorando la experiencia de aprendizaje para los usuarios (Kishore et al., 2022). Este enfoque no solo ayudó en la corrección de posturas, sino que también promovió una comprensión más profunda de la mecánica corporal durante la práctica del yoga.

Dentro del entorno de rehabilitación, Jung et al. investigaron los efectos de un dispositivo de rehabilitación de ejercicio personalizado en el equilibrio postural dinámico para pacientes con escoliosis. El estudio destacó el potencial de integrar MediaPipe con dispositivos de rehabilitación para mejorar la estabilidad postural y el equilibrio muscular en personas con escoliosis (Jung et al., 2020). Además, Kinel et al. utilizaron métodos ópticos avanzados y MediaPipe para una evaluación cuantitativa en 3D de la postura y la percepción propioceptiva en la escoliosis idiopática adolescente, demostrando la aplicabilidad del marco en evaluaciones clínicas especializadas (Kinel et al., 2021).

Además, el estudio de Cao propuso un modelo de fusión que combina MediaPipe con redes neuronales convolucionales y unidades recurrentes bidireccionales para un reconocimiento mejorado de posturas humanas. Este modelo abordó los desafíos en el reconocimiento preciso de posturas anormales en entornos complejos, mostrando la adaptabilidad de MediaPipe en diversas aplicaciones (Cao et al., 2024). Asimismo, la investigación de D'Isanto et al. enfatizaron la importancia de la postura en la carrera y sus implicaciones para la fisioterapia y la rehabilitación. El estudio sugirió que el uso de MediaPipe para el análisis de la postura podría ayudar a identificar y corregir técnicas de carrera defectuosas, reduciendo así los riesgos de lesiones (D'Isanto et al., 2019).

2.2. PROBLEMÁTICA

El envejecimiento poblacional es global con profundas implicaciones para la salud pública y los sistemas de atención sanitaria. En 2020, había aproximadamente 727 millones de personas mayores de 65 años en todo el mundo, cifra que se esperaba que se duplicará para el año 2050, alcanzando los 1.5 mil millones (United Nations, 2020). Este crecimiento sin precedentes en la población de adultos mayores implicó un aumento significativo en las enfermedades crónicas, la discapacidad y la demanda de cuidados prolongados. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), las caídas representaron la segunda causa principal de muerte accidental en todo el mundo, afectando principalmente a personas mayores de 65 años. Cada año, 37.3 millones de personas sufrieron caídas que requirieron atención médica, resultando en unas 646,000 muertes anuales (OMS, 2021).

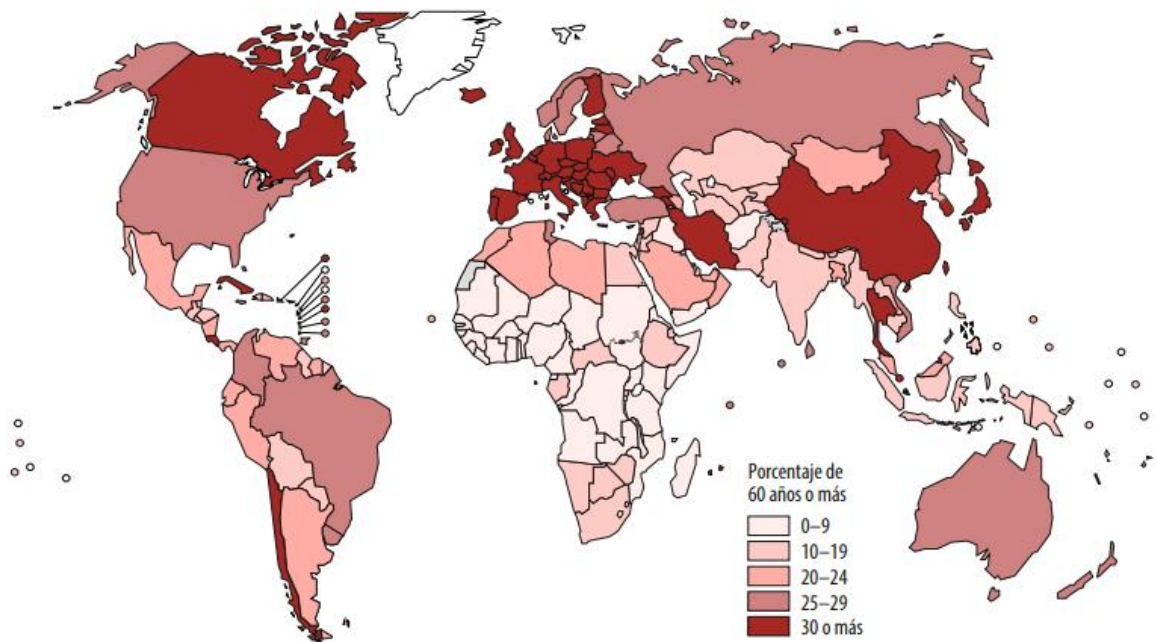


Ilustración 1: Proporción de personas de 60 años o más, por país, proyecciones para 2050

Fuente: (Organización Mundial de la Salud, 2015)

La fragilidad, un estado caracterizado por la pérdida de reservas fisiológicas y una mayor vulnerabilidad a eventos adversos, afecta a entre el 10% y el 15% de los adultos mayores de 65 años a nivel mundial, y hasta un 50% de las personas mayores de 80 años (Fried et al., 2019). La fragilidad aumentó considerablemente el riesgo de caídas, hospitalizaciones y discapacidad, y representa un desafío crítico para los sistemas de salud. Además, se estimó que alrededor del 20% de los adultos mayores experimentaron limitaciones funcionales que impactaron negativamente su capacidad para realizar actividades diarias sin ayuda (WHO, 2024).

A pesar de que la actividad física demostró aumentar la longevidad y reducir la mortalidad en un 31% entre quienes realizaron al menos 150 minutos semanales de ejercicio de intensidad moderada, según un análisis (Organización Mundial de la Salud, 2015). Muchas personas mayores no lograron alcanzar estos niveles de actividad debido a barreras como la falta de acceso a recursos adecuados, supervisión profesional o programas adaptados a sus necesidades. Estas limitaciones impidieron que esta población aprovechara plenamente los beneficios del ejercicio físico, lo que agravó problemas asociados al envejecimiento, como la disminución de la calidad de vida y el aumento del riesgo de enfermedades.

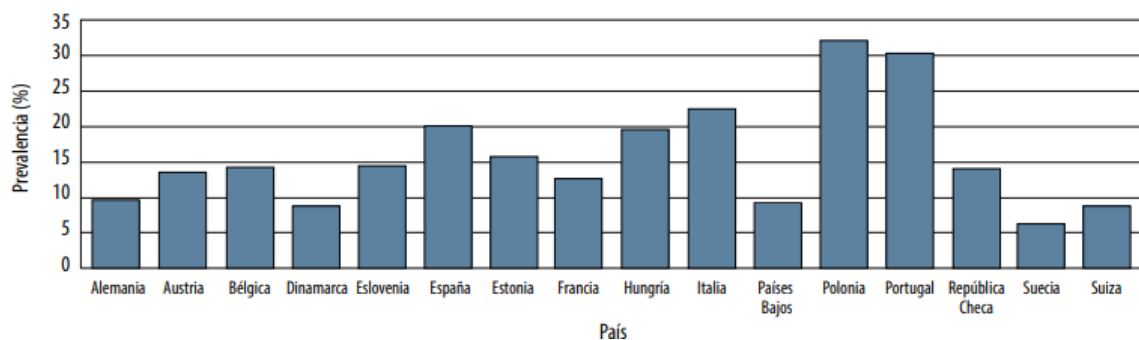


Ilustración 2: Prevalencia de la inactividad física ajustada por la edad en personas de 60 años o más, por país

Fuente: (Organización Mundial de la Salud, 2015)

En España, la situación no fue diferente. Según el Instituto Nacional de Estadística (INE), en 2021 más de 9.3 millones de personas superaron los 65 años, lo que representó aproximadamente el 19.6% de la población española (INE, 2021). Además, las proyecciones indicaron que para 2050, España sería uno de los países con la mayor proporción de personas mayores en Europa, alcanzando un 30% de su población total. En relación con las caídas, se estimó que entre el 30% y el 35% de los adultos mayores en España sufrieron al menos una caída al año, siendo este el principal motivo de visitas a urgencias y hospitalizaciones en personas mayores de 65 años (Ha et al., 2021). Estas caídas no solo generaron un impacto físico, sino también emocional y psicológico, ya que el temor a nuevas caídas redujo la movilidad y llevó al aislamiento social.

El perfil demográfico de España experimentó un cambio espectacular a lo largo del pasado siglo; la población general del país se duplicó, la de mayores de 65 años se multiplicó por 7 y la de octogenarios por 13. En 1981, el 11,24% de la población era mayor de 65 años, cifra que ascendió al 16,86% en el año 2000. En dicho año, España contaba con 6,842,143 personas mayores de 65 años y 1,545,994 mayores de 80. Las previsiones para la primera mitad del siglo XXI no solo confirmaron esta tendencia, sino que la reforzaron, situando el porcentaje de personas mayores de 65 años en un 20% para el año 2021, lo que convertiría a España en el país con mayor porcentaje de población envejecida a nivel mundial en esa época (Izquierdo et al., 2017).

Asimismo, la actividad física en personas mayores fue un factor crucial para el mantenimiento de la salud y la prevención de caídas. Sin embargo, según el Ministerio de

Sanidad de España, aproximadamente el 70% de las personas mayores de 65 años no realizaron actividad física suficiente, lo que incrementó el riesgo de desarrollar enfermedades crónicas y agravó la pérdida de movilidad (Ministerio de Sanidad, 2020). En este ámbito, la implementación de programas como Vivifrail demostró ser efectiva para mejorar la capacidad funcional y reducir el riesgo de caídas en esta población, pero su adopción aún fue limitada en parte debido a la falta de supervisión continua y a la escasa accesibilidad de los usuarios a recursos tecnológicos avanzados (Izquierdo et al., 2017).

A nivel regional, en América Latina, se enfrentó una situación similar. Honduras, en particular, cuenta con una población de aproximadamente 930,000 personas mayores de 60 años, representando el 9% de su población total (Banco Mundial, 2022). Según estudios recientes, alrededor del 25% de los adultos mayores en Honduras experimentaron al menos una caída en el último año, con un alto riesgo de lesiones que requieren atención médica (IHME, 2021). Las caídas no solo afectaron físicamente a los adultos mayores, sino que también tuvieron un impacto emocional y psicológico significativo, generando miedo a nuevas caídas, pérdida de independencia y aislamiento social.

Además, la falta de actividad física adecuada entre las personas mayores empeora la situación. La OMS estimó que solo el 28% de los hombres y el 19% de las mujeres mayores de 60 años en todo el mundo cumplen con las recomendaciones mínimas de actividad física, lo que contribuyó a la aparición de enfermedades crónicas como la diabetes, la hipertensión y las enfermedades cardiovasculares, además del deterioro muscular y óseo (WHO, 2024). En Honduras, se observaron patrones similares, donde la inactividad física se identificó como un factor de riesgo prevalente entre los adultos mayores. Las intervenciones que fomentaron la actividad física y el ejercicio adaptado fueron esenciales para mejorar la calidad de vida de esta población vulnerable.

El programa Vivifrail fue desarrollado como una intervención efectiva y accesible para promover la actividad física multicomponente, dirigida específicamente a personas mayores frágiles o en riesgo de fragilidad. Este programa se basó en ejercicios que mejoraron la fuerza muscular, el equilibrio y la resistencia cardiovascular, aspectos fundamentales para la prevención de caídas y la mejora de la movilidad. Estudios demostraron que Vivifrail redujo el riesgo de caídas en un 30% y mejoró significativamente la capacidad funcional de los adultos mayores (Izquierdo et al., 2017).

A pesar de su efectividad, la implementación del programa Vivifrail a gran escala enfrenta barreras considerables, tales como la falta de supervisión continua, la necesidad de personal especializado y la baja adherencia de los participantes debido a dificultades para seguir los ejercicios correctamente sin asistencia. La integración de tecnologías avanzadas, como la visión e inteligencia artificial, podría superar estas barreras al ofrecer una solución automatizada para el monitoreo y corrección de posturas y movimientos durante la realización de ejercicios.

En España, el monitoreo en tiempo real y la corrección visual de posturas durante los ejercicios físicos representan un desafío técnico significativo, especialmente al trabajar con personas mayores. Este grupo poblacional enfrenta altos índices de inactividad física y un mayor riesgo de caídas, lo que agrava las complicaciones asociadas con el envejecimiento. La falta de sistemas accesibles, precisos e intuitivos para supervisar y corregir los movimientos durante la realización de ejercicios dificulta la implementación de programas de actividad física adecuados, tanto en hogares como en residencias de ancianos. El diseño de soluciones que no dependan de la constante intervención de un profesional sigue siendo un reto pendiente, limitando la autonomía y la adherencia de los usuarios a las rutinas de ejercicio. (Izquierdo et al., 2017).

En Honduras, el acceso limitado a profesionales de la salud especializados en el monitoreo físico representa un desafío significativo para el desarrollo de programas de ejercicio adaptados a las personas mayores. Este problema se agrava en zonas rurales y áreas con recursos limitados, donde la supervisión constante y personalizada de las actividades físicas resulta prácticamente inalcanzable. La falta de herramientas accesibles y eficientes que permitan monitorear y corregir automáticamente las posturas y movimientos limita la autonomía de los adultos mayores y dificulta su adherencia a programas de ejercicio diseñados para promover un envejecimiento saludable.

2.3. LIMITACIONES ENCONTRADAS EN EL ESTADO DEL ARTE

A continuación se presenta un cuadro con la síntesis de las limitaciones y brechas de conocimiento encontradas en el estado del arte.

Tabla 1: Tabla de limitaciones.

AUTOR(ES)	AÑO	PAÍS DE ESTUDIO	ENFOQUE DEL ESTUDIO	TIPO DE LIMITACIÓN	DETALLE DE LIMITACIÓN
JIANG ET AL.	2023	China	Revisión de metodologías	Metodológica	Limitaciones en la generalización del modelo debido al uso de datos específicos que no representan todos los contextos de aplicación posibles.
LIAQAT ET AL.	2021	India	Experimental (desarrollo)	Metodológica	El modelo depende de servidores hospitalarios avanzados para el procesamiento de datos, lo que limita su implementación en entornos sin infraestructura tecnológica robusta.
CHU ET AL.	2022	Taiwán	Modelo predictivo	Tecnológica	Falta de mediciones fisiológicas, uso limitado de modelos biomecánicos avanzados en la corrección de posturas, tamaño de la muestra pequeño
NAMBA & YAMADA	2018	Japón	Experimental	Tecnológica	Requiere hardware avanzado (NVIDIA Jetson) para controlar los robots de asistencia, lo que eleva los costos y limita el uso en hogares.
CHEN ET AL.	2021	China	Experimental (TUG Test)	Metodológica	Los sensores IMU utilizados pueden captar ruido, afectando la precisión en el análisis de movimientos suaves o lentos durante el TUG Test.
BOURAHMOUNE & AMAGASA	2019	Japón	Experimental	Tecnológica	Los sensores de presión integrados en el cojín LifeChair presentan dificultades en la detección de cambios de postura sutiles, como ajustes ligeros en la posición de sentado.
FELIUS ET AL.	2022	EE. UU.	Experimental	Tecnológica	En personas con movilidad limitada, los IMUs pueden no detectar movimientos leves, lo que reduce la efectividad del monitoreo de actividad física.
REYES LEIVA ET AL.	2023	España	Experimental	Tecnológica	La detección de movimientos rápidos o cambios bruscos de postura presenta una precisión reducida, lo cual puede afectar la evaluación en actividades intensas.

S. WANG ET AL.	2024	China	Experimental	Metodológica	Las cámaras RGB-D tienen sensibilidad reducida en entornos de baja iluminación, lo que compromete la precisión en la detección de posturas en interiores oscuros.
AUTOR(ES)	AÑO	PAÍS DE ESTUDIO	ENFOQUE DEL ESTUDIO	TIPO DE LIMITACIÓN	DETALLE DE LIMITACIÓN
PICULELL ET AL.	2021	Suecia	Monitoreo en el hogar	Tecnológica	Las cámaras Kinect no pueden detectar movimientos fuera de su campo de visión, limitando el monitoreo en áreas grandes o con obstáculos.
LEE ET AL.	2021	Corea del Sur	Experimental	Tecnológica	Los sensores IMU necesitan calibración frecuente para mantener la precisión, lo cual es inconveniente para usuarios mayores en un entorno doméstico.
YEH ET AL.	2023	EE. UU.	Teletrabajo	Tecnológica	La sensibilidad del sistema es baja para movimientos ligeros de cuello y hombros, afectando la corrección de postura en tareas de escritorio.
K. AARTHY & A. A. NITHYS	2023	India	Experimental	Tecnológica	La detección de posturas complejas en yoga muestra precisión reducida, especialmente en poses que requieren equilibrio o torsión.
C. WANG ET AL.	2017	EE. UU.	Experimental	Tecnológica	La corrección automática de posturas en ejercicios rápidos puede presentar retrasos, afectando la eficacia de la retroalimentación en tiempo real.

Fuente: elaboración propia

Basado en las limitaciones observadas en estudios previos, este proyecto abordó la dependencia de sensores físicos incómodos y la baja precisión en la detección de movimientos en tiempo real bajo diversas condiciones de iluminación y posición de la cámara. Mediante el uso de visión artificial avanzada con herramientas como Mediapipe y OpenCV, se garantizó una mayor precisión en la detección de posturas y movimientos, eliminando la necesidad de calibraciones constantes o sensores adicionales.

Tabla 2: Tabla de resumen de enfoques recientes

REFERENCIA	TIPO DE CÁMARAS O TECNOLOGÍA UTILIZADA	CAPACIDAD DE FUNCIONAMIENTO	CANTIDAD DE EJERCICIOS PARA EVALUAR	SUJETOS UTILIZADOS	MÉTRICA UTILIZADA PARA MEDIR LA PRECISIÓN (%)
JIANG ET AL. (2023)	CNNs y RNNs (Revisión de metodologías)	Reconocimiento de posturas mediante IA	No aplica (Revisión general)	Personas mayores	Exactitud general (Kappa 0.73)
LIAQAT ET AL. (2021)	CNNs y RNNs (Marco híbrido)	Detección de posturas para rehabilitación	Ejercicios variados de rehabilitación	Personas en rehabilitación	Precisión en reconocimiento postural (98.06%)
CHU ET AL. (2022)	Registros electrónicos de salud y evaluaciones	Predicción del riesgo de caídas	No aplica (Modelo predictivo)	Personas mayores hospitalizadas	AUC (Area Under Curve 0.89)
NAMBA & YAMADA (2018)	Deep reinforcement learning con CNNs	Análisis de riesgo de caídas y control de robots	Control de movimientos y caídas	Personas mayores	Precisión en detección de caídas (95%)
CHEN ET AL. (2021)	Autoencoder apilado (Datos de TUG Test)	Evaluación del riesgo de caídas basada en rendimiento físico (Raspberry Pi + Sensores IMU)	Timed Up and Go (TUG Test)	Personas mayores	Exactitud (Accuracy 93%)
BOURAHMOUNE & AMAGASA (2019)	Cojín inteligente LifeChair con IA	Corrección de postura al sentarse	Postura al sentarse	Personas mayores	Precisión en corrección de postura (98.69%)
FELIUS ET AL. (2022)	Sensores Inerciales (IMUs)	Monitoreo de actividad física y caídas (Sensores IMU en wearable)	Movimientos generales y evaluación de la marcha	Personas mayores	Precisión en monitoreo de marcha (95%)
REYES LEIVA ET AL. (2023)	Sensores inerciales + aprendizaje automático	Monitoreo preciso de posturas y actividad física (Sensores IMU + Procesamiento en servidor)	Evaluación general de movimientos	Personas mayores	Precisión en detección de actividad física (92%)
S. WANG ET AL. (2024)	Cámaras RGB-D	Monitoreo de posturas complejas (Cámaras Intel RealSense)	Movimientos en rehabilitación y prevención de caídas	Personas mayores	Precisión en detección de posturas (94%)

REFERENCIA	TIPO DE CÁMARAS O TECNOLOGÍA UTILIZADA	CAPACIDAD DE FUNCIONAMIENTO	CANTIDAD DE EJERCICIOS PARA EVALUAR	SUJETOS UTILIZADOS	MÉTRICA UTILIZADA PARA MEDIR LA PRECISIÓN (%)
PICULELL ET AL. (2021)	Cámaras RGB-D	Monitoreo remoto en el hogar (Cámaras Kinect en entorno doméstico)	Actividades cotidianas para monitoreo	Personas mayores	Precisión en monitoreo remoto (93%)
LEE ET AL. (2021)	Sensores IMU y cámara RGB	Detección de caídas y confirmación visual (IMU + Raspberry Pi)	Detección de caídas en actividades cotidianas	Personas mayores	Precisión en detección de caídas (97.5%)
YEH ET AL. (2023)	CNNs con MediaPipe	Corrección de posturas en teletrabajo (MediaPipe con cámaras web)	Movimientos relacionados con la postura del cuello, hombros y brazos	Personas jóvenes y adultos	Exactitud (Precisión 96%)
K. AARTHY & A. A. NITHYS (2023)	MediaPipe	Monitoreo de posturas durante yoga (Cámaras web + MediaPipe)	Posturas de yoga complejas	Personas adultas	Precisión en corrección postural (95%)
C. WANG ET AL. (2017)	MediaPipe	Corrección automática de posturas en ejercicios físicos (Cámaras web + MediaPipe)	Movimientos corporales generales en entrenamiento	Personas adultas	Precisión en corrección de posturas (94%)

Fuente: elaboración propia

III. OBJETIVOS

3.1. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema de visión artificial basado en Mediapipe y OpenCV para detectar y monitorizar ejercicios físicos que promuevan el envejecimiento saludable en personas mayores.

3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- 3.2.1. Optimizar el procesamiento de imágenes, el cálculo de ángulos y repeticiones de ejercicios, garantizando precisión en la detección de posturas y movimientos durante la ejecución de los ejercicios.
- 3.2.2. Determinar las condiciones óptimas de funcionamiento del ecosistema computacional en entornos reales de personas no frágiles.
- 3.2.3. Validar la eficacia del sistema en la monitorización de ejercicios y corrección visual de posturas en personas mayores no frágiles.
- 3.2.4. Evaluar el impacto del sistema en el envejecimiento saludable, midiendo su usabilidad en términos de eficiencia, facilidad de uso y satisfacción en personas mayores.

IV. MÉTODOS

Este capítulo describe el enfoque metodológico adoptado en la investigación para responder a las preguntas y cumplir con los objetivos establecidos. Asimismo, se presenta una explicación de los materiales, instrumentos, métodos y procedimientos utilizados para la recolección, análisis y evaluación de los datos relevantes para el estudio.

4.1. ENFOQUE

El enfoque de esta investigación, en su primera fase, fue predominantemente cuantitativo, con el objetivo de evaluar la efectividad de un ecosistema computacional basado en visión artificial para el reconocimiento de posturas y actividades físicas en personas mayores. Este enfoque permitió obtener datos numéricos y objetivos sobre la precisión del sistema, evaluando aspectos como la detección de ángulos y repeticiones, la reducción de errores posturales y la mejora en parámetros físicos medibles.

En esta etapa, el enfoque cuantitativo fue adecuado debido a que los participantes no pertenecen aún al grupo poblacional objetivo de adultos mayores frágiles. Las pruebas se realizaron con una muestra de control en condiciones que simulan el contexto real, pero que permitieron centrar la evaluación en métricas específicas del sistema, tales como la tasa de reconocimiento correcto, los falsos positivos y negativos, y el rendimiento general en diferentes ejercicios.

Para la segunda fase del proyecto, que incluirá a la población objetivo de adultos mayores con fragilidad, se implementará un enfoque mixto, incorporando además métodos cualitativos. Este enfoque permitirá explorar las experiencias de los participantes al usar el sistema, evaluando factores subjetivos como la percepción de facilidad de uso, la utilidad percibida y la satisfacción con la herramienta, mediante encuestas y entrevistas semiestructuradas.

El diseño general se mantuvo como transversal cuasiexperimental, centrándose en evaluar un momento específico del impacto del sistema. Sin embargo, en esta primera fase se priorizó la recopilación de datos cuantitativos que respaldaron la funcionalidad y precisión del ecosistema computacional antes de su aplicación con el grupo poblacional objetivo.

4.2. VARIABLES DE INVESTIGACIÓN

4.2.1. VARIABLES DEPENDIENTES

En esta investigación, la variable dependiente fue la precisión en la detección de ejercicios y posturas, que representó el desempeño del sistema en el reconocimiento de cada actividad física programada. Esta precisión resultó fundamental para evaluar la efectividad del sistema en la identificación correcta de movimientos específicos, tales como caminar en línea, extensión de piernas y levantarse de la silla, entre otros.

La precisión se midió mediante indicadores de desempeño, tales como:

- Tasa de reconocimiento correcto: Proporción de ejercicios correctamente detectados en relación con el número total de intentos.
- Tasa de falsos positivos: Incidencias en las que el sistema detectó incorrectamente un ejercicio o postura cuando no se estaba realizando.
- Tasa de falsos negativos: Incidencias en las que el sistema no detectó un ejercicio o postura cuando realmente se estaba realizando.

Estos indicadores permitieron una evaluación detallada de la precisión del sistema bajo condiciones variables, asegurando que el sistema cumpliera con los estándares de confiabilidad y efectividad requeridos para su uso en poblaciones mayores.

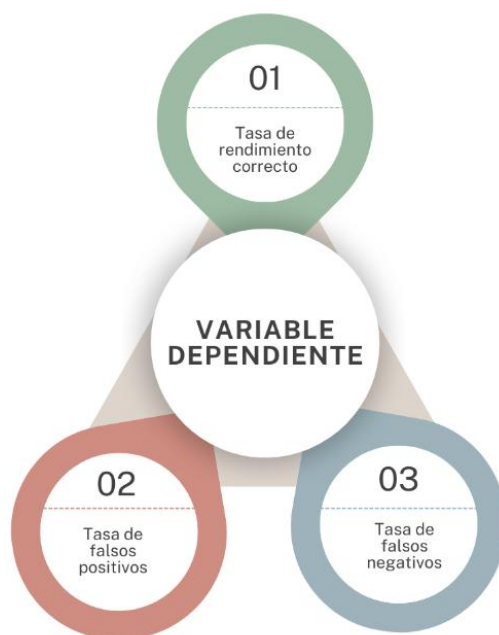


Ilustración 3: Variable Dependiente

Fuente: Elaboración propia

4.2.2. VARIABLES INDEPENDIENTES

- Luz: Se refiere a la intensidad lumínica en el entorno donde se realizaron los ejercicios. La variación en la iluminación pudo afectar la precisión del sistema en la detección de posturas y movimientos. Para este estudio, se evaluaron diferentes niveles de luz para analizar su impacto en el rendimiento del sistema.
- Posición del foco de luz: Describe la ubicación de la fuente de luz con respecto a la persona. Esto incluyó ubicaciones como frontal, lateral y posterior, las cuales influyeron en la calidad de detección al proyectar sombras o afectar la visibilidad de ciertas posturas.
- Distancia entre la persona y la cámara: Se refiere a la separación física entre el usuario y la cámara. Esta variable fue relevante ya que una distancia incorrecta pudo dificultar la precisión de los algoritmos de Mediapipe y OpenCV en la detección de detalles en los movimientos.
- Posicionamiento de la cámara: Se refiere al ángulo y altura en que se colocó la cámara respecto al usuario. Las posiciones de la cámara (como a nivel de la cintura o de los ojos) impactaron en la capacidad del sistema para captar correctamente las posturas y movimientos.

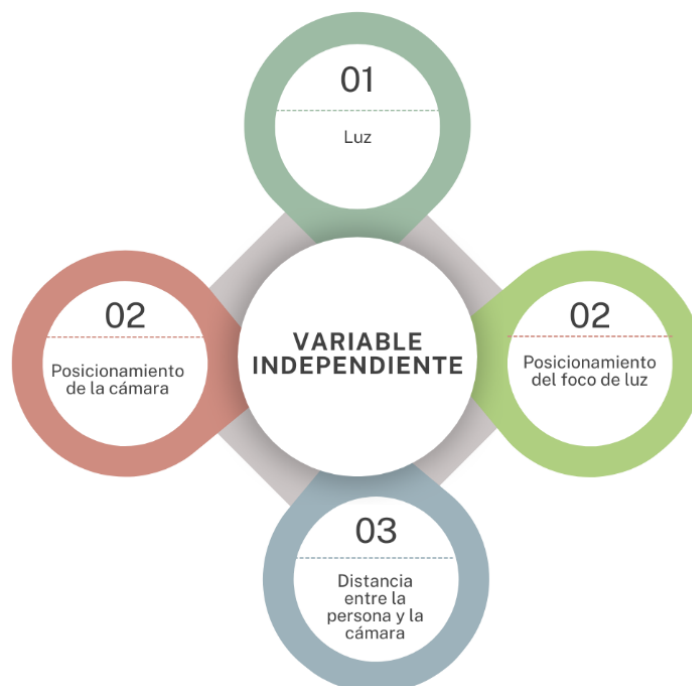


Ilustración 4: Variable Independiente

Fuente: Elaboración propia

4.3. TÉCNICA E INSTRUMENTOS APLICADOS

Para implementar el sistema de detección de actividades físicas y posturas en personas mayores, se emplearon diversas técnicas y herramientas orientadas a la visión por computadora y procesamiento de imágenes en tiempo real. A continuación, se describen los instrumentos utilizados para asegurar la precisión y el desempeño del sistema.

4.3.1. PYTHON

Python fue el lenguaje de programación utilizado para el desarrollo del sistema, debido a su versatilidad y la disponibilidad de bibliotecas especializadas en visión artificial. Este lenguaje permitió la integración eficiente de herramientas de procesamiento de imágenes y manipulación de datos, lo que facilitó el desarrollo de algoritmos de detección de posturas y conteo de repeticiones de ejercicios.

Las bibliotecas de Python empleadas en este proyecto incluyen:

- OpenCV es una biblioteca de código abierto para la visión por computadora, ampliamente utilizada en procesamiento de imágenes. OpenCV facilitó la captura de video en tiempo real, permitiendo la visualización de las posturas detectadas y el despliegue de mensajes e indicadores en pantalla, como el conteo de repeticiones y series. También se utilizó para acceder a la cámara y manejar el flujo de video en tiempo real, tanto desde una cámara local como desde una transmisión en línea.
- MediaPipe es una biblioteca desarrollada por Google que ofrece soluciones avanzadas de visión por computadora. En este proyecto, se utilizó MediaPipe Pose, una solución de seguimiento corporal que permitió identificar y seguir puntos claves del cuerpo humano en tiempo real. Gracias a MediaPipe, fue posible detectar y monitorear las posturas y movimientos específicos de los ejercicios, calculando la posición y los ángulos de las articulaciones para determinar si cada repetición se completaba correctamente.
- NumPy librería utilizada para cálculos matemáticos y manipulación de matrices en Python. NumPy facilitó el procesamiento de coordenadas de puntos clave y el cálculo de ángulos en las articulaciones, permitiendo implementar la lógica de detección de movimientos en base a la postura del usuario. Su capacidad para realizar operaciones vectorizadas fue clave para optimizar el cálculo de ángulos de manera rápida y precisa.

Estas herramientas se integraron en un sistema que permitió evaluar el rendimiento de los usuarios en tiempo real, mostrando los resultados de manera clara y accesible en pantalla.

4.3.2. TRANSMISIÓN DE VIDEO EN TIEMPO REAL

Para la captura de video en tiempo real, se utilizó el método de transmisión a través de una URL de transmisión o la cámara local. Esta funcionalidad fue fundamental para el monitoreo de ejercicios, ya que permitió capturar y analizar los movimientos de la persona de manera continua, manteniendo la precisión en la detección. OpenCV se empleó para gestionar la entrada de video, proporcionando flexibilidad en el origen del video (cámara web o URL de transmisión).

4.3.3. ENTORNO DE DESARROLLO: VISUAL STUDIO CODE

Visual Studio Code fue el entorno de desarrollo utilizado para escribir, ejecutar y depurar el código del sistema. Este editor ofreció herramientas de autocompletado, manejo de errores y compatibilidad con múltiples extensiones de Python, lo cual facilitó el desarrollo de los algoritmos de detección de posturas y simplificó el proceso de implementación. Además, Visual Studio Code permitió la integración fluida de bibliotecas y módulos necesarios para el proyecto.

4.4. RECURSOS UTILIZADOS

Para el desarrollo de este proyecto, se utilizaron distintos materiales y recursos, tanto tecnológicos como metodológicos, necesarios para implementar y optimizar los ejercicios asignados. A continuación, se detallan los elementos claves empleados en la investigación.

4.4.1. EJERCICIOS DE ACTIVIDAD FÍSICA

Se trabajaron y mejoraron 7 ejercicios específicos orientados a la promoción de la salud física en personas mayores, basados en el programa Vivifrail. Estos ejercicios incluyen:

- Caminar
- Apretar una pelota
- Levantar una botella
- Extensión de pierna mientras se está sentado o con tobillera
- Levantarse de una silla con ayuda
- Caminar con los pies en línea
- Estiramientos de brazos

Cada ejercicio fue programado y adaptado para su correcta detección y conteo mediante algoritmos de visión por computadora, con el objetivo de fomentar un envejecimiento saludable y reducir el riesgo de caídas y sedentarismo en la población objetivo.



Ilustración 5: Parte 1 de guía completa de ubicación de cámara y distancias recomendadas para cada ejercicio físico.

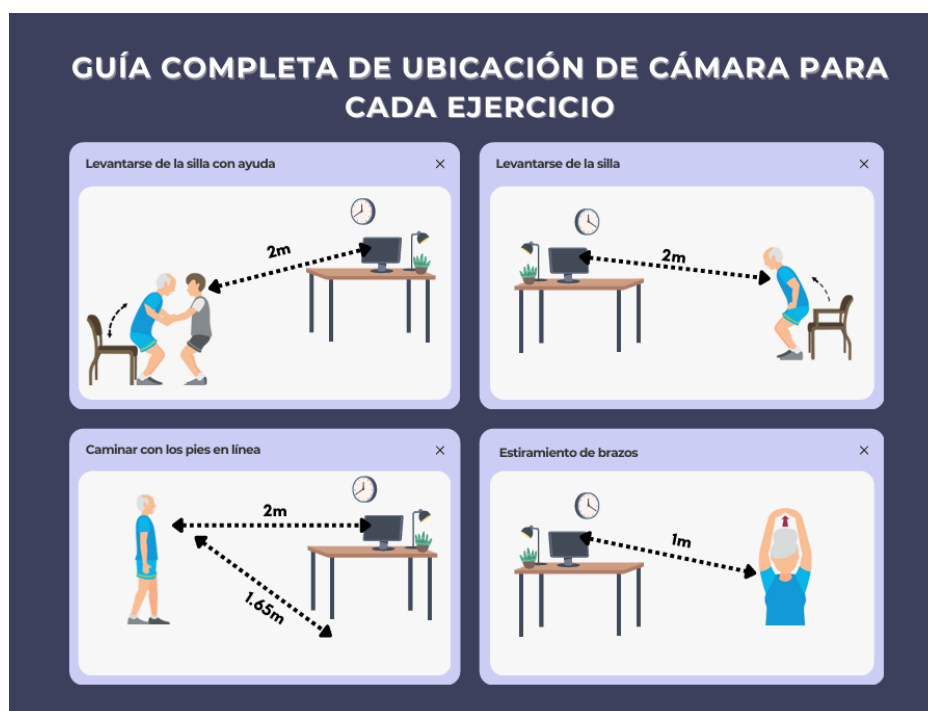


Ilustración 6: Parte 2 de guía completa de ubicación de cámara y distancias recomendadas para cada ejercicio físico.

En la ilustración 5 y 6, se presentó la guía completa para la ubicación recomendada de la cámara y las distancias necesarias para cada ejercicio físico. Esta guía incluyó ejercicios como caminar, apretar una pelota, levantarse de la silla, caminar en línea y estiramiento de brazos, entre otros. Las imágenes mostraron esquemáticamente las posiciones óptimas entre la cámara, el usuario y los elementos utilizados, asegurando la precisión en la detección de posturas y movimientos.

4.4.3. HARDWARE DE COMPUTACIÓN

El sistema fue desarrollado y probado en una computadora portátil equipada con suficiente capacidad de procesamiento para ejecutar los algoritmos de detección en tiempo real. Las especificaciones mínimas requeridas incluyeron un procesador de alta velocidad y memoria RAM suficiente para procesar los datos de video sin interrupciones.

4.4.4. SOFTWARE

- Como lenguaje de programación principal, Python se utilizó junto con las bibliotecas de OpenCV, MediaPipe y NumPy, que permitieron la implementación de algoritmos de visión artificial y análisis de datos necesarios para la detección de posturas y el conteo de repeticiones.
- Entorno de Desarrollo: Se empleó Visual Studio Code como entorno de desarrollo, facilitando la edición, ejecución y depuración del código de manera eficiente.

4.4.5. RECURSOS ADICIONALES

Para el desarrollo de los ejercicios, se utilizó la Documentación Técnica y Especificaciones del Programa Vivifrail, un recurso especializado en promover la actividad física en personas mayores. Este programa fue fundamental como guía para la selección y adaptación de los ejercicios, asegurando que las actividades fueran adecuadas para la población objetivo.

Además, se emplearon diversos materiales de apoyo para facilitar la realización de algunos ejercicios y garantizar la seguridad de los usuarios. Entre estos materiales, se utilizó una silla estable, que sirvió como soporte para los ejercicios de levantarse y sentarse, permitiendo que los usuarios mantuvieran el equilibrio durante la actividad. También se incluyó una pelota de mano, una pequeña pelota de goma diseñada para ejercicios de agarre

y fortalecimiento de manos. Este material fue empleado en ejercicios de apretar, con el objetivo de mejorar la fuerza de prensión en las manos, una habilidad fundamental para la funcionalidad diaria en personas mayores.

4.5. POBLACIÓN

La población de este estudio estuvo compuesta por voluntarios del Centro de Tecnología Biomédica (CTB) y estudiantes de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos de la Universidad Politécnica de Madrid, con edades comprendidas entre los 20 y 50 años. Estos participantes fueron seleccionados debido a su accesibilidad y disposición para colaborar en esta fase inicial del proyecto, que se centró en realizar una prueba de concepto.

El proyecto MOTIVA empleó una tecnología de visión artificial para guiar y evaluar ejercicios, sin necesidad de sensores físicos vestibles, lo que facilitó su implementación en un entorno controlado con voluntarios no frágiles. Esta etapa fue fundamental para probar y ajustar el sistema antes de aplicarlo con la población objetivo final de personas mayores con fragilidad.

La muestra fue seleccionada por conveniencia, considerando que los participantes forman parte del CTB y de la comunidad estudiantil, y contaban con la capacidad física para realizar los ejercicios prescritos. Esta fase busca validar los algoritmos de reconocimiento y optimizar la precisión del sistema en condiciones controladas, asegurando su funcionalidad antes de pasar a la etapa con la población objetivo.

4.6. METODOLOGÍA DE ESTUDIO

Se definió que la metodología de estudio fuera el modelo en V, una estrategia de desarrollo que permitió estructurar de manera rigurosa cada fase del proceso, emparejando cada etapa de diseño con su correspondiente fase de verificación y validación. Este modelo aseguró un desarrollo controlado y optimizado, proporcionando retroalimentación continua y garantizando que cada componente del sistema cumpla con los objetivos establecidos en cuanto a precisión y usabilidad.

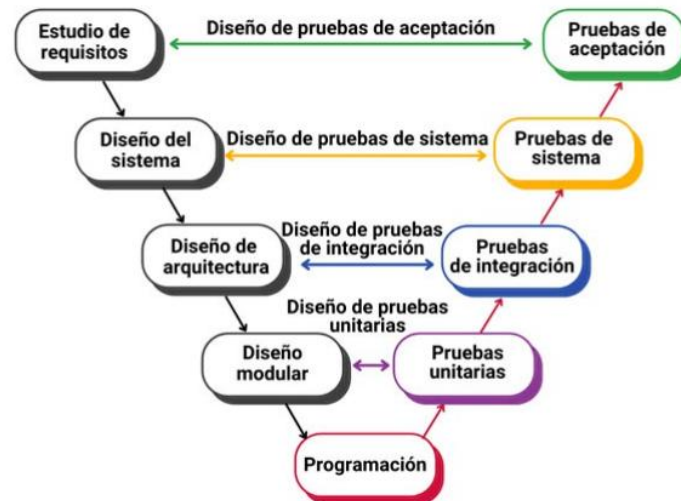


Ilustración 7: Modelo en V

Fuente: (SIPSA, 2023)

4.6.1. REQUERIMIENTOS DE SISTEMA

En la fase de requerimientos se identificaron las necesidades fundamentales del sistema, enfocado en el reconocimiento de actividades físicas en personas mayores. Entre estos requerimientos se destacaron la precisión en la detección de movimientos, dado que el sistema debe ser capaz de reconocer ejercicios específicos del programa Vivifrail, como caminar en línea y extensiones de pierna entre otros. También se consideró la usabilidad y accesibilidad del sistema, asegurando que la interfaz sea intuitiva y fácil de usar para que los adultos mayores puedan interactuar sin dificultad. Finalmente, se estableció que el sistema funcione en tiempo real, permitiendo procesar y analizar los datos de video de manera inmediata para proporcionar retroalimentación instantánea a los usuarios.

4.6.2. DISEÑO DE SISTEMA

En esta etapa, el sistema se descompuso en módulos clave que permitieron alcanzar los requisitos definidos. Primero, se implementó un módulo de procesamiento de imágenes, utilizando OpenCV y MediaPipe para capturar y analizar video en tiempo real. A continuación, se desarrolló un módulo de análisis de posturas y ángulos, con algoritmos específicos para calcular ángulos corporales y detectar posturas clave en cada ejercicio. Finalmente, se diseñó una interfaz de usuario intuitiva que muestre el conteo de repeticiones y ofrezca retroalimentación visual en pantalla, facilitando así el uso por parte de los adultos mayores.

4.6.3. DISEÑO DE ARQUITECTURA

El diseño de arquitectura de este sistema se estructuró en varios módulos que trabajan de manera integrada para capturar, procesar y analizar los movimientos de los usuarios en tiempo real, brindando retroalimentación y seguimiento continuo. Cada módulo cumplió una función específica dentro del flujo de datos, asegurando una detección precisa y una experiencia de usuario accesible y efectiva. A continuación, se detallan los principales componentes:

1. **Captura de Video (Cámara):** La cámara representa el punto de entrada de los datos visuales, capturando el video en tiempo real que será procesado por el sistema. Esta captura es esencial para analizar los movimientos del usuario y proporcionar retroalimentación en vivo. La cámara debe estar configurada en una posición y distancia óptimas para maximizar la precisión del sistema.
2. **Procesamiento con MediaPipe y OpenCV:** Este módulo aplica algoritmos de visión por computadora para el reconocimiento de movimientos y posturas. Utilizando MediaPipe y OpenCV, el sistema detecta puntos clave del cuerpo del usuario, permitiendo un análisis detallado de las posiciones y movimientos específicos en cada ejercicio. Este procesamiento inicial convierte los datos visuales en información estructurada para su análisis.
3. **Análisis de Ejercicio:** En este módulo, se implementó la lógica de detección y conteo de repeticiones, así como el cálculo de ángulos entre articulaciones para evaluar la postura del usuario. Los algoritmos miden los ángulos en las rodillas, caderas, y otras articulaciones clave, identificando si el usuario está realizando correctamente el ejercicio según los estándares establecidos en el programa Vivifrail. Este análisis permitió al sistema contar repeticiones y series de manera precisa.
4. **Retroalimentación en Tiempo Real:** La interfaz de usuario ofreció retroalimentación visual en tiempo real, mostrando el estado actual del ejercicio. Este módulo notificó al usuario sobre su progreso mediante alertas, indicando si el ejercicio se está realizando correctamente o si es necesaria alguna corrección en la postura. La retroalimentación visual facilitó la interacción y garantizó que el usuario pudiera hacer ajustes inmediatos.
5. **Evaluación de Progreso:** Este componente registró métricas de rendimiento y salud del usuario a lo largo del tiempo, permitiendo un seguimiento detallado de su evolución.

Se guardan datos como el número de repeticiones y series completadas en cada sesión, así como cualquier ajuste realizado en el proceso. Esta información es fundamental para monitorear el avance del usuario y adaptar el sistema a sus necesidades individuales.

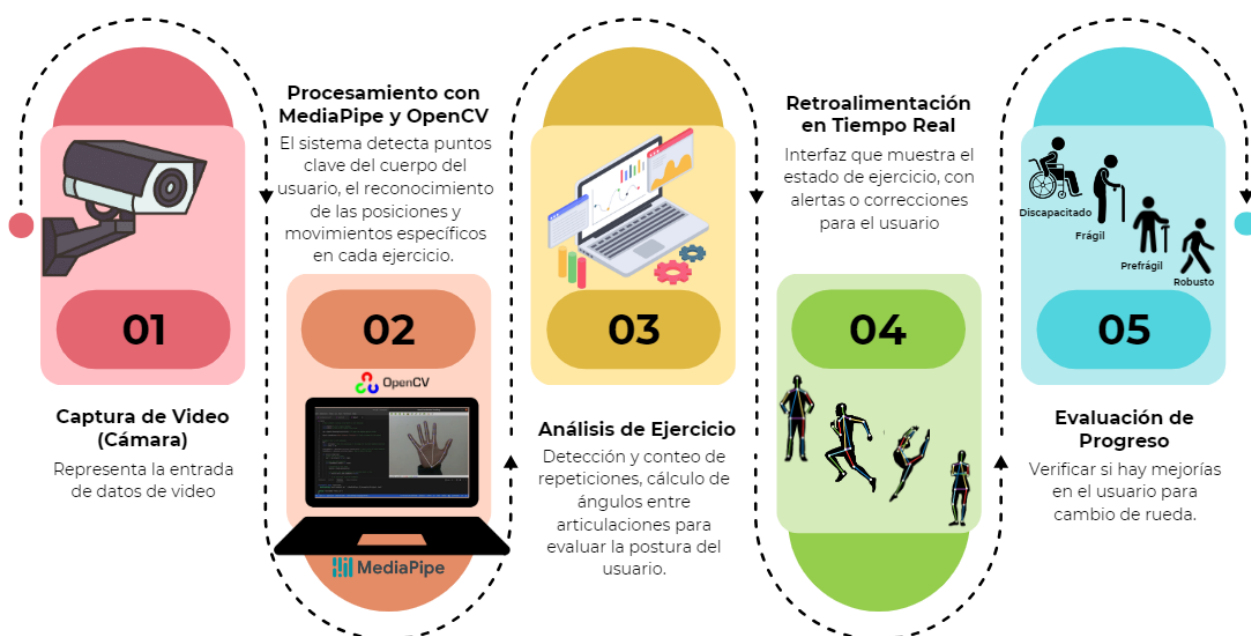


Ilustración 8: Diseño de Arquitectura

Fuente: Elaboración Propia

4.6.4. DISEÑO MODULAR

En esta fase, se especificaron las características técnicas y funcionales de cada módulo del sistema de reconocimiento de actividad física y posturas, asegurando que cada componente cumpla con los requisitos de precisión y usabilidad.

- **Detección de Postura y Cálculo de Ángulos:** Este módulo se enfocó en la detección de puntos clave del cuerpo mediante los algoritmos de MediaPipe, que permitieron identificar las posiciones de las articulaciones en cada fotograma de video. Con estos puntos clave, se calculó el ángulo entre articulaciones como rodillas, caderas y tobillos, utilizando fórmulas trigonométricas para determinar si el usuario estuvo realizando el ejercicio correctamente. Por ejemplo, se programaron algoritmos para reconocer posturas como "de pie", "sentado" y otros movimientos específicos, permitiendo la evaluación precisa de cada ejercicio.

- **Conteo de Repeticiones y Series:** En este módulo se implementó la lógica para el conteo automático de repeticiones y series. Utilizando los ángulos calculados en el módulo de detección, se definió un umbral para identificar cuando un movimiento cumple con los criterios del ejercicio (por ejemplo, una flexión completa de rodilla en una sentadilla). Cuando el sistema detecta que el movimiento alcanza los umbrales programados, se registra como una repetición completada. El sistema también lleva un conteo de series, reiniciando el conteo de repeticiones al finalizar cada serie y permitiendo al usuario realizar varias series por ejercicio.
- **Retroalimentación Visual y Mensajes en Tiempo Real:** Este componente está diseñado para proporcionar al usuario indicadores visuales en pantalla sobre el progreso del ejercicio. A través de mensajes y gráficos simples, el sistema muestra el número de repeticiones y series completadas, así como alertas de corrección cuando el usuario no esté realizando el movimiento correctamente. Esta retroalimentación en tiempo real ayuda a que el usuario haga ajustes inmediatos en su postura o movimientos, optimizando la efectividad del entrenamiento.

4.6.5. PROGRAMACIÓN

Durante la fase de codificación, el sistema fue implementado en Python utilizando bibliotecas como MediaPipe, OpenCV y NumPy. En esta etapa se desarrollaron y refinaron los algoritmos necesarios para la detección de posturas y el cálculo de ángulos corporales, asegurando que el sistema pudiera reconocer correctamente las posiciones clave del cuerpo en cada ejercicio. Se realizaron ajustes de parámetros para optimizar la precisión en la detección de movimientos, configurando valores específicos que mejoraran el rendimiento del sistema en diferentes condiciones. Además, se llevaron a cabo pruebas preliminares en cada módulo de forma individual, verificando su correcto funcionamiento antes de proceder a la integración completa del sistema.

4.6.6. PRUEBAS UNITARIAS

En esta fase, cada módulo del sistema fue probado de manera individual para asegurar que cumpliera con los requisitos definidos. El módulo de procesamiento de imágenes fue validado para confirmar su capacidad de capturar y procesar datos de video en tiempo real, garantizando un rendimiento adecuado para la detección de movimientos. El módulo de

análisis de posturas fue evaluado para verificar la precisión en el cálculo de ángulos y la correcta identificación de posturas específicas, asegurando que el sistema reconociera con exactitud las posiciones clave del cuerpo en cada ejercicio. Finalmente, el módulo de interfaz de usuario fue comprobado para asegurar que el conteo de repeticiones y la retroalimentación visual se mostraran de manera clara y precisa en pantalla, facilitando la interacción del usuario con el sistema.

4.6.7. PRUEBAS INTEGRACIÓN

En las pruebas de integración, se verificó la interacción entre los diferentes módulos del sistema (procesamiento de imágenes, análisis de posturas y retroalimentación en tiempo real) para asegurar que funcionó de manera conjunta. Estas pruebas se enfocaron en evaluar que el flujo de datos y la sincronización entre los módulos se mantuviera estables y precisos, permitiendo al sistema ofrecer una experiencia fluida en la detección y visualización de movimientos.

Tabla 3 Tabla de prueba de integración del sistema

ELEMENTO POR VERIFICAR	DESCRIPCIÓN	CUMPLIDO (SI/NO)
FLUJO DE DATOS CONTINUO	Asegurar que los datos de video se capturan y procesan sin interrupciones.	SI
SINCRONIZACIÓN ENTRE MÓDULOS	Verificar que los módulos de procesamiento, análisis y retroalimentación trabajen coordinadamente.	SI
PRECISIÓN EN TIEMPO REAL	Confirmar que el sistema responde de manera inmediata a los movimientos del usuario.	SI
INTEGRACIÓN DE RETROALIMENTACIÓN VISUAL	Validar que el <i>feedback</i> visual aparece correctamente durante los ejercicios.	SI

Fuente: elaboración propia

4.6.8. PRUEBAS DEL SISTEMA

En esta etapa, se evaluó el desempeño del sistema completo en un entorno controlado con voluntarios no frágiles pertenecientes al Centro de Tecnología Biomédica (CTB) y estudiantes de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos de la Universidad Politécnica de Madrid. Estas pruebas tienen como objetivo principal verificar que el sistema cumple con los estándares de precisión y usabilidad en condiciones que simulan su uso final, pero adaptadas a esta prueba de concepto.

Durante las pruebas, se analizó la precisión del sistema en la detección de posturas, conteo de repeticiones y series en ejercicios físicos prescritos, asegurando que los algoritmos fueran capaces de reconocer correctamente los movimientos realizados por los participantes. Además, se evaluó la interacción con la interfaz del sistema, garantizando que los usuarios pudieran entender y seguir las indicaciones de manera sencilla.

Aunque estas pruebas no se realizaron directamente con la población objetivo de adultos mayores con fragilidad, fueron fundamentales para validar el funcionamiento del sistema en una etapa inicial. Los resultados obtenidos permitieron refinar los algoritmos y corregir posibles errores antes de su implementación en un entorno real con personas mayores.

Tabla 4: Tabla de prueba del sistema

ELEMENTO POR VERIFICAR	DESCRIPCIÓN	CUMPLIDO (SI/NO)
PRECISIÓN EN LA DETECCIÓN DE EJERCICIOS	Evaluar que el sistema detecta los movimientos y posturas correctamente en cada ejercicio.	SI
CLARIDAD EN LA INTERFAZ DE USUARIO	Comprobar que el usuario puede visualizar el conteo y <i>feedback</i> sin dificultades	SI
USABILIDAD PARA LOS VOLUNTARIOS NO FRÁGILES	Validar que los voluntarios no frágiles pueden usar el sistema sin complicaciones	SI
FIABILIDAD DEL CONTEO DE REPETICIONES	Confirmar que el conteo de repeticiones y series es exacto y consistente.	SI
RESPUESTA EN CONDICIONES DE VARIABILIDAD	Probar el sistema en diferentes condiciones de luz y posición de cámara para garantizar su adaptabilidad.	SI
ADAPTABILIDAD A RANGOS DE MOVIMIENTO	Evaluar si el sistema detecta correctamente los movimientos de participantes con diferentes rangos de fuerza y flexibilidad.	SI

Fuente: elaboración propia.

4.6.9. PRUEBAS DE ACEPTACIÓN

En la fase de pruebas de aceptación, se evaluó el sistema en un entorno controlado con voluntarios del Centro de Tecnología Biomédica (CTB) y estudiantes de ingeniería informática, para asegurar que se cumplió con los objetivos de precisión, usabilidad y funcionalidad del usuario intermedio. Esta etapa tuvo como objetivo verificar que el sistema no solo fuera funcional, sino que también pudiera adaptarse y operar correctamente en condiciones simuladas antes de su implementación con la población objetivo de adultos mayores frágiles.

Se realizaron tres tipos de pruebas de aceptación:

Pruebas con usuarios intermedios: Se evaluó la precisión del sistema en la detección de ejercicios y posturas, así como la claridad de la interfaz al interactuar con los voluntarios no frágiles. Se prestó especial atención a cómo estos usuarios perciben la efectividad y facilidad de uso del sistema, asegurando que sea intuitivo y funcional en condiciones controladas.

Análisis de usabilidad: Se revisó la claridad de la interfaz y la facilidad de uso para los participantes del CTB y estudiantes de ingeniería informática, comprobando que los elementos en pantalla fueran accesibles y comprensibles para personas con habilidades tecnológicas moderadas. Este análisis incluyó la observación de cómo los usuarios pudieron interpretar y responder a la retroalimentación proporcionada por el sistema, considerando sus características y nivel de experiencia tecnológica.

Impacto en el usuario: Se evaluó la contribución del sistema en la realización de ejercicios físicos prescritos, observando cómo este facilita la ejecución de movimientos de manera autónoma y precisa. Además, se consideró cómo los voluntarios percibieron la confiabilidad y utilidad del sistema, destacando su potencial para fomentar la aceptación futura entre adultos mayores en la siguiente fase del proyecto.

4.7. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

Tabla 5: Cronograma de Actividades

Actividades	Octubre – Diciembre									
	Semanas									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Primera interacción con el algoritmo de MediaPipe y OpenCV	■									
Revisión de la literatura sobre investigaciones anteriores o proyectos similares de visión computacional y MediaPipe	■	■								
Interacción inicial con el programa Vivifrail	■									
Segunda interacción con el algoritmo para realizar los diferentes ejercicios propuestos de la rueda A		■								
Modificaciones del algoritmo ya existente y ajustes para mejorar la precisión			■							
Pruebas con diferentes tonalidades de colores de ropa para observar impacto en detección de <i>landmarks</i>			■							
Medición del espacio específico necesario para realizar los ejercicios				■						
Medición de la distancia óptima entre la cámara y la persona para cada ejercicio				■						
Configuración inicial para el conteo de repeticiones y series en cada ejercicio				■	■					
Ajuste de parámetros de detección para optimizar la precisión en la detección de ejercicios					■					
Pruebas de detección de movimientos y posturas en condiciones de iluminación variables					■					
Actividades	Octubre – Diciembre									

	Semanas									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Refinamiento del algoritmo de conteo de repeticiones para minimizar errores en el conteo automático										
Validación del sistema en entornos diversos para analizar su adaptabilidad										
Optimización de la interfaz de retroalimentación visual en pantalla para mejorar la comprensión del usuario										
Revisión final de rendimiento del sistema con los ajustes realizados										
Revisión y optimización de la configuración de la cámara y la distancia para obtener resultados óptimos										
Preparación del sistema para pruebas en usuarios reales										
Pruebas iniciales con usuarios reales para evaluar precisión y usabilidad del sistema										
Observación y recopilación de retroalimentación de los usuarios durante las pruebas										
Documentación de resultados preliminares y ajustes necesarios basados en la interacción de los usuarios										
Pruebas finales con usuarios reales, enfocadas en precisión y facilidad de uso										
Análisis y síntesis de resultados finales obtenidos en pruebas con usuarios										
Documentación completa de resultados y elaboración del informe de resultados finales										
Revisión final de todo el sistema para asegurar precisión y usabilidad antes de la entrega										
Presentación y entrega de resultados finales										
Finalización de la documentación del proyecto, incluyendo análisis de resultados y observaciones de usabilidad										

4.8. OPERACIONES DE LAS VARIABLES

Tabla 6: Operalización De Las Variables

OBJETIVO	VARIABLE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DIMENSIONES	INDICADORES
General	Dependiente			
Desarrollar un sistema de visión artificial basado en Mediapipe y OpenCV para detectar y monitorear ejercicios físicos que promuevan el envejecimiento saludable en personas mayores.	Precisión en la detección de posturas y movimientos	Capacidad del sistema para identificar con exactitud posturas y movimientos durante los ejercicios físicos.	Exactitud en el reconocimiento de posturas; Identificación de movimientos específicos.	Tasa de aciertos en posturas detectadas. Repeticiones correctamente identificadas. Precisión en ángulos de articulaciones.
Específicos	Independiente			
Optimizar el procesamiento de imágenes, el cálculo de ángulos y repeticiones de ejercicios, garantizando precisión en la detección de posturas y movimientos durante la ejecución de los ejercicios.	Parámetros del procesamiento de imágenes.	Configuración de valores que mejoran la precisión en la detección de posturas y movimientos.	Ajustes de precisión Parámetros de ángulo y repetición	Parámetros óptimos configurados. Reducción de errores en detección.
Determinar las condiciones óptimas de funcionamiento del ecosistema computacional en entornos reales de personas adultas mayores.	Condiciones del entorno	Factores externos como luz, posición y distancia de la cámara que afectan el rendimiento del sistema.	Iluminación, posición de cámara y distancia, tipo de color de ropa.	Iluminación baja, media, alta Variación en la precisión según la distancia y el ángulo de la cámara. Precisión en la detección de posturas según el contraste del color de ropa con el fondo.
OBJETIVO	Variable	Definición Conceptual	Dimensiones	Indicadores
Validar la eficacia del sistema en la monitorización de ejercicios y corrección visual de posturas en personas mayores no frágiles.	Eficacia del sistema	Capacidad del sistema para detectar correctamente posturas y movimientos durante la ejecución de ejercicios físicos.	Precisión por tipo de ejercicio	Porcentaje de precisión en cada ejercicio. Tasa promedio de detección correcta por tipo de ejercicio.

V. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Debido a consideraciones éticas y de privacidad, el código desarrollado durante este proyecto no puede ser compartido públicamente, ya que corresponde a un trabajo en proceso. Para futuros proyectos de investigación interesados en utilizar estos recursos, se deberá consultar a la jefatura académica correspondiente, quienes podrán otorgar la autorización necesaria para el acceso a dicho material.

5.1. PRUEBAS PILOTO

5.1.1. PARTICIPANTES

Para la prueba de concepto del sistema desarrollado, se reclutaron 14 participantes de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Informáticos y del Laboratorio de Envejecimiento Saludable de la Universidad Politécnica de Madrid. Debido a la naturaleza preliminar de esta fase, los participantes fueron seleccionados dentro de un rango de edad de 21 a 50 años, excluyendo a personas clasificadas como frágiles según los criterios del proyecto. Esta decisión se tomó para garantizar la seguridad de los participantes y para evaluar la funcionalidad del sistema en un entorno controlado antes de aplicarlo a la población objetivo final (adultos mayores).

A cada participante se le presentó un consentimiento informado, en el que se describió el propósito del proyecto, las pruebas a realizar, la duración estimada del estudio, y se solicitó autorización para fotografiar y grabar parte del proceso. Tras firmar el consentimiento, se les aplicó la prueba del *Short Physical Performance Battery* (SPPB) para determinar su nivel de fragilidad. Aquellos que obtuvieron una puntuación que indicara no fragilidad fueron seleccionados para continuar con las pruebas.

Durante la evaluación, cada participante realizó los siete ejercicios seleccionados del programa Vivifrail, cumpliendo con las repeticiones y series estipuladas. En la Tabla 11 se presenta información detallada de los participantes, incluyendo su nombre, edad, género y puntuación obtenida en el SPPB.

Tabla 7: Lista de Participantes

ID DE PARTICIPANTE	EDAD	GÉNERO	PUNTUACIÓN DE SPPB
ST001AB12	24	Masculino	12
ST002CD34	34	Femenino	12
ST003JR89	30	Femenino	12

ST004FJ17	32	Femenino	12
ST005SE21	43	Masculino	12
ST006XF25	50	Femenino	12
ST007DN21	26	Femenino	12
ST008LJ13	21	Femenino	12
ST009MF53	33	Masculino	12
ST010FA39	29	Masculino	12
ST011DF00	40	Femenino	12
ST012EL85	32	Femenino	11
ST013VB12	27	Masculino	12
ST014UM97	30	Masculino	12

5.1.2. AMBIENTE

El entorno donde se llevaron a cabo las pruebas piloto fue seleccionado cuidadosamente para garantizar un espacio adecuado y cómodo para los participantes, así como para cumplir con los requerimientos técnicos del proyecto.

Para la evaluación inicial mediante la prueba del *Short Physical Performance Battery* (SPPB), se utilizó un aula con dimensiones de 7 metros por 4 metros. Este espacio fue suficiente, ya que la prueba del SPPB no requiere gran amplitud. Además, se organizó el mobiliario del aula para asegurar un ambiente libre de distracciones y que permitiera registrar los datos de manera eficiente.

Por otro lado, los ejercicios físicos se realizaron en un espacio más amplio, con dimensiones de 4 metros por 3 metros. Este espacio proporcionó a los participantes suficiente área para realizar los ejercicios sin restricciones y para mantener una distancia adecuada de 2 metros frente a la cámara, asegurando que el sistema de visión artificial pudiera capturar correctamente los movimientos. Antes de iniciar los ejercicios, a los participantes se les proporcionó una guía visual que detallaba cómo posicionar la cámara y qué distancia mantener respecto a ella durante la ejecución de los ejercicios.

El ambiente ideal para estas pruebas fue un entorno controlado, sin interrupciones externas ni personas ajenas al estudio, para evitar cualquier distracción o interferencia que pudiera afectar los resultados. Este nivel de control fue esencial para garantizar la precisión de

los datos recopilados y para mantener la comodidad y confianza de los participantes durante todo el proceso.

Tabla 8: Características del ambiente ideales para las pruebas piloto

CARACTERÍSTICAS	CUMPLIMIENTO
Luz constante y sin sombras	Si se cumplió, la iluminación fue homogénea y adecuada para evitar interferencias en la detección de movimientos.
Posicionamiento de la cámara	Si se cumplió, la cámara fue posicionada de acuerdo con las guías visuales, asegurando un encuadre óptimo.
Distancia entre la persona y la cámara	Si se cumplió, se respetaron los 2 metros entre el participante y la cámara como se indica en la guía.
Espacio suficiente (mínimo 5x3 metros)	Si se cumplió, el espacio disponible permitía la libre ejecución de los ejercicios sin restricciones.
Entorno seguro y cómodo	Si se cumplió, los participantes se sintieron cómodos y seguros durante toda la evaluación.

Las distintas perspectivas del ambiente donde se llevaron a cabo las pruebas se muestran a continuación a través de las ilustraciones, ofreciendo vistas específicas del área utilizada para la evaluación del SPPB y de los ejercicios físicos (vista frontal, lateral derecha, lateral izquierda y trasera).

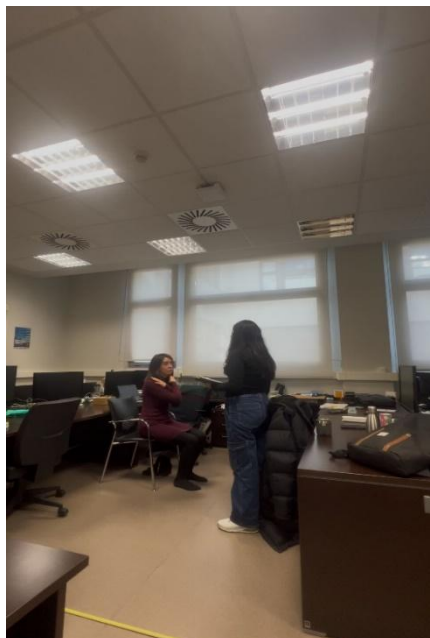


Ilustración 9: Aplicación de la prueba SPPB en el espacio destinado para evaluaciones iniciales

En la ilustración 9, se observa el espacio destinado para la aplicación de la prueba SPPB (Short Physical Performance Battery), utilizada en las evaluaciones iniciales de los participantes.

La imagen muestra una vista general del área de evaluación, donde se encuentran tanto los evaluadores como los participantes. Se aprecia un ambiente adecuado, con iluminación artificial uniforme y suficiente espacio para realizar las actividades físicas necesarias. Este entorno fue diseñado para garantizar la comodidad de los participantes y la precisión en la recopilación de datos durante las pruebas.



Ilustración 10: Espacio de Marcha de 4 Metros para la Prueba SPPB

En la ilustración 10, se presenta el espacio destinado para la realización de la prueba de marcha de 4 metros del SPPB. En la imagen, se observa un pasillo amplio y despejado, adecuado para garantizar la seguridad de los participantes durante la prueba. Se utilizó una cinta métrica como referencia visual para delimitar la distancia exacta, facilitando la medición precisa del tiempo empleado en recorrer los 4 metros. Este entorno fue cuidadosamente seleccionado para minimizar distracciones y asegurar condiciones controladas durante la evaluación de la movilidad.



Ilustración 11: Vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, con dimensiones de 5x3 metros.

En la ilustración 11, se muestra una vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos. Este espacio, con dimensiones aproximadas de 5x3 metros, incluye mobiliario ordenado y áreas despejadas para garantizar la seguridad y comodidad de los participantes durante las actividades. En la imagen, se pueden observar estanterías con materiales organizados, lo que demuestra la preparación del entorno para el correcto desarrollo de las evaluaciones y ejercicios. Además, la distribución del espacio asegura un ambiente funcional para el monitoreo y supervisión de las pruebas.

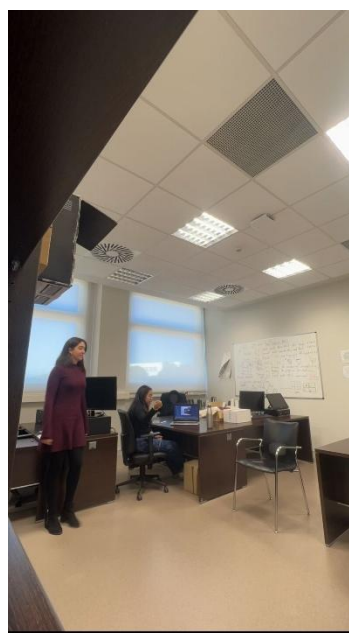
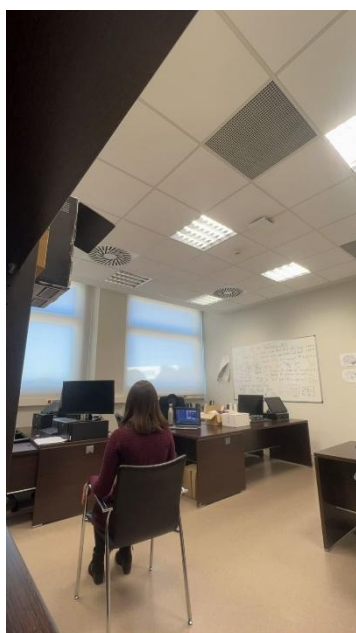


Ilustración 12: Vista trasera del espacio destinado para la realización de los ejercicios físicos, mostrando la disposición de los elementos en el aula.

En la ilustración 12, se presenta una vista trasera del espacio destinado a la realización de los ejercicios físicos, destacándose la disposición de los elementos en el aula. En la imagen se observaron escritorios, sillas y computadoras organizadas en el fondo del área, lo que permitió un ambiente funcional para las actividades de supervisión y análisis. La ubicación de los participantes y del equipo en este espacio aseguró una adecuada interacción entre los evaluadores y los usuarios, manteniendo condiciones óptimas para el desarrollo de las pruebas.



Ilustración 13: Vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, con dimensiones de 5x3 metros

En la ilustración 13, se muestra una vista lateral derecha del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, con dimensiones aproximadas de 5x3 metros. En esta imagen se destaca las estanterías ubicadas a la derecha y los escritorios organizados al fondo, que sirvieron para el monitoreo y análisis de los datos recopilados durante las sesiones. La distribución del espacio permitió un ambiente ordenado y funcional, asegurando condiciones adecuadas para el desarrollo de las actividades.



Ilustración 14: Vista frontal del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, mostrando la interacción entre los participantes y el equipo.

En la ilustración 14, se presentó una vista frontal del espacio utilizado para la realización de los ejercicios físicos, específicamente en el laboratorio de envejecimiento del Centro de Tecnología Biomédica (CTB). En esta imagen, se observaron estanterías y escritorios distribuidos de manera funcional, asegurando un ambiente organizado para las actividades. Este espacio permitió la interacción adecuada entre los participantes y el equipo de evaluación, lo que facilitó el monitoreo de los ejercicios y la recopilación de datos necesarios para las pruebas realizadas.



Ilustración 15: Pelota Utilizada para el Ejercicio de Apretar la Pelota

En la ilustración 15, se presentó la pelota utilizada para el ejercicio de apretar la pelota, desarrollado en el laboratorio de envejecimiento del Centro de Tecnología Biomédica (CTB). Este accesorio formó parte del material diseñado para evaluar la fuerza de agarre y la

coordinación motriz de los participantes durante las sesiones de ejercicio. La pelota fue seleccionada por su tamaño y resistencia, que se ajustaron a las necesidades específicas de la población evaluada.

5.2. MEDICIÓN DE PRECISIÓN Y EFICIENCIA EN LA DETECCIÓN DE EJERCICIOS

5.2.1. RESULTADOS DE LAS PRUEBAS DE SPPB

Durante la aplicación de la Batería Corta de Desempeño Físico (SPPB), todos los participantes lograron obtener la puntuación máxima de 12 puntos, lo que los clasifica como no frágiles, según los criterios establecidos por esta herramienta. Este resultado refleja una homogeneidad en el nivel funcional de los participantes, indicando que poseen las capacidades físicas necesarias para llevar a cabo los ejercicios propuestos en el estudio.

En la prueba de balance, todos los participantes mantuvieron las tres posiciones (pies juntos, semi-tándem y tándem) durante los tiempos requeridos, obteniendo el puntaje máximo de 4 puntos. Aunque una participante tuvo dificultades con el balance, logró cumplir con los tiempos establecidos, lo que permitió clasificarla como una persona no frágil, reflejando una adecuada estabilidad postural. En la prueba de velocidad de marcha, se realizaron dos mediciones del tiempo necesario para recorrer 4 metros, y se seleccionó el tiempo menor para la calificación. Todos los participantes obtuvieron 4 puntos al encontrarse en el rango establecido de < 4.82 segundos, demostrando una excelente movilidad funcional. Los tiempos promedio estuvieron entre 2.78 y 4.10 segundos, lo cual indica un buen desempeño físico y coordinación motriz en esta actividad.

En la prueba de levantarse de una silla cinco veces consecutivas, los tiempos registrados oscilaron entre 7.39 y 10.01 segundos, ubicándose todos los participantes dentro del rango de < 11.19 segundos, necesario para obtener los 4 puntos en esta prueba. Este resultado refleja una fuerza adecuada en las extremidades inferiores y una buena capacidad funcional para realizar movimientos repetitivos sin dificultad.

En general, los resultados obtenidos en cada sección de la SPPB confirman que el grupo de participantes seleccionados tiene un nivel funcional óptimo para realizar las actividades físicas planificadas en el proyecto. Esto asegura no solo la confiabilidad de las evaluaciones posteriores, sino también la idoneidad del grupo seleccionado para validar los objetivos del estudio.

Tabla 9: Resultados del SPPB: Puntajes y Tiempos Específicos por Participante

Participante	Puntuación			Puntuaje Total	Tiempos Específicos de cada prueba		
	Balance	Velocidad de Marcha	Levantarse de la Silla		Balance	Velocidad de Marcha	Levantarse de la Silla
ST001AB12	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.86segundos	10.03 segundos
ST002CD34	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.64 segundos	7.79 segundos
ST003JR89	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.36 segundos	11.01 segundos
ST004FJ17	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.35 segundos	10.01 segundos
ST005SE21	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.38 segundos	10.01 segundos
ST006XF25	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.16 segundos	11.14 segundos
ST007DN21	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.49 segundos	10.55 segundos
ST008LJ13	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	2.78 segundos	7.46 segundos
ST009MF53	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.61 segundos	9.59 segundos
ST010FA39	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	2.93 segundos	7.39 segundos
ST011DF00	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.01 segundos	9.75 segundos

ST012EL85	3/4	4/4	4/4	11/12	9.18 segundos	3.51 segundos	10.24 segundos
ST013VB12	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	4.70 segundos	10 segundos
ST014UM97	4/4	4/4	4/4	12/12	10 segundos	3.91 segundos	7.56 segundos

Fuente elaboración propia

5.2.2. RESULTADOS DE PRECISIÓN EN LA DETECCIÓN DE LOS EJERCICIOS

La matriz de resultados presentada se realizó de manera general para resumir el desempeño del sistema en la detección de los diferentes ejercicios evaluados. Esta matriz está estructurada para mostrar los Verdaderos Positivos (VP), Falsos Positivos (FP), y Falsos Negativos (FN) para cada ejercicio, proporcionando una visión global de los aciertos y errores del modelo. Aunque ofrece una visión general del rendimiento del sistema, en tablas posteriores se especificarán a detalle los resultados individuales de cada ejercicio, analizando aspectos como la tasa de reconocimiento correcto, falsos positivos y falsos negativos para identificar patrones y posibles áreas de mejora.

Se utilizaron las siguientes fórmulas para calcular las tasas de desempeño del sistema:

$$\text{Tasas de reconocimiento correcto} = \frac{\text{Repeticiones Reales}}{\text{Total de Intentos}} \times 100$$

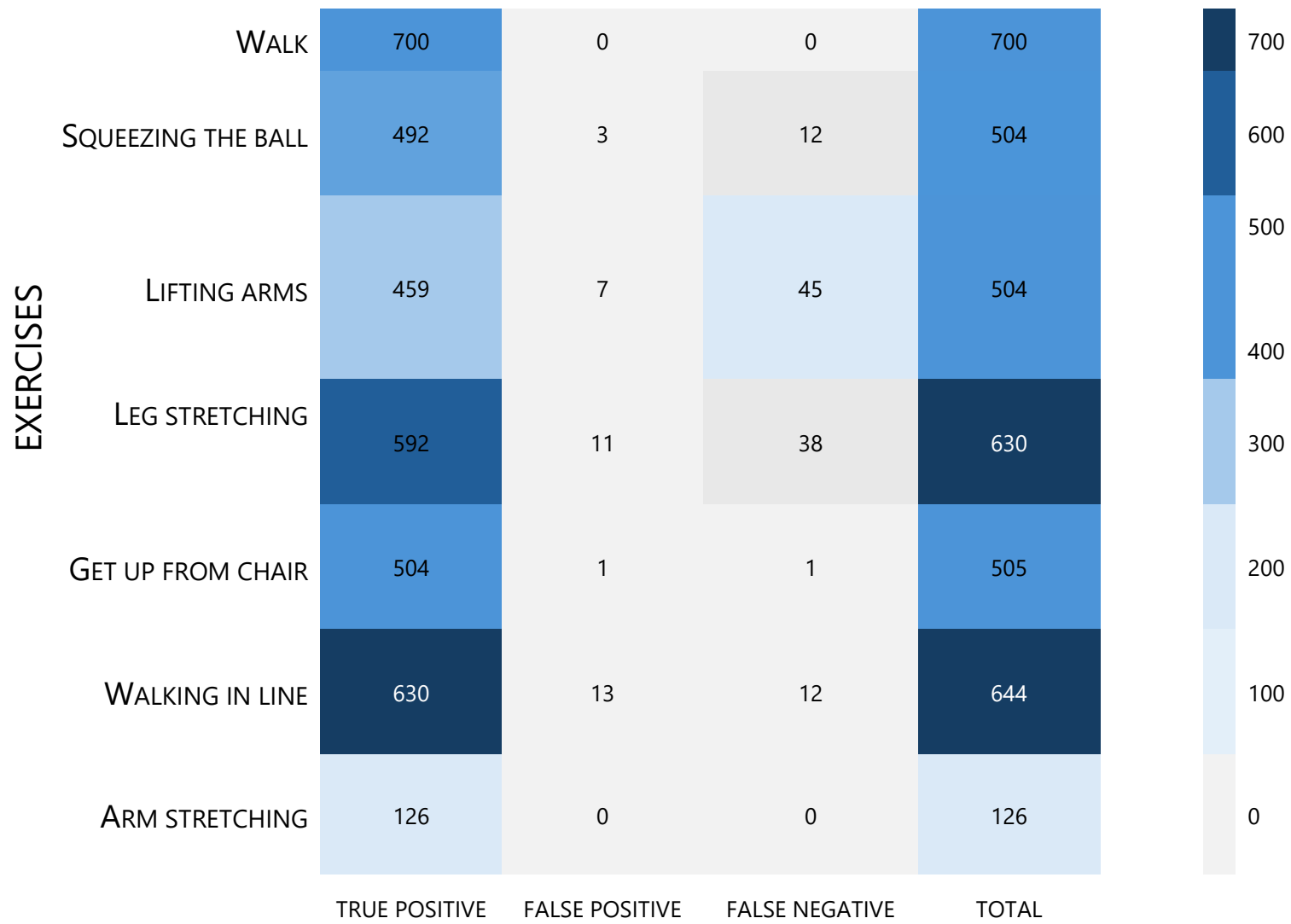
Ecuación 1: Fórmula de Tasa de Reconocimiento Correcto

$$\text{Tasa de falsos positivos} = \frac{\text{Falsos Positivos}}{\text{Total de Intentos}} \times 100$$

Ecuación 2: Fórmula de Tasa de falsos positivos

$$\text{Tasa de falsos negativos} = \frac{\text{Falsos Negativos}}{\text{Total de Intentos}} \times 100$$

Ecuación 3: Fórmula de Tasa de falsos negativo



En la ilustración 19, se presentó la matriz de resultados de los ejercicios realizados, mostrando los valores de verdadero positivo, falso positivo y falso negativo para cada tipo de ejercicio. Los datos reflejaron el desempeño del sistema en la detección de movimientos, destacando una alta precisión en ejercicios como caminar y estiramiento de brazos, con valores de 700 y 126 verdaderos positivos respectivamente. Esta matriz permitió evaluar el comportamiento del sistema y su fiabilidad en el reconocimiento de posturas y movimientos.

5.2.2.1. Resultados Específicos de los Ejercicios

Tabla 10: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Caminar

Caminar					
ID DE Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	30	0	0	30	100%
ST010FA39	30	0	0	30	100%
ST003JR89	30	0	0	30	100%
ST009MF53	30	0	0	30	100%
ST005SE21	30	0	0	30	100%
ST008LJ13	30	0	0	30	100%
ST004FJ17	30	0	0	30	100%
ST002CD34	30	0	0	30	100%
ST013UB12	30	0	0	30	100%
STO11DF00	30	0	0	30	100%
ST012EL85	30	0	0	30	100%
ST001AB12	30	0	0	30	100%
ST006XF25	30	0	0	30	100%
ST007DN21	30	0	0	30	100%
Total, de Precisión					100%

En la Tabla 10, se presentaron los resultados específicos del ejercicio de caminar, mostrando el cálculo de las repeticiones detectadas, falsos positivos, falsos negativos y la tasa de reconocimiento correcto para cada participante. Los datos reflejaron una precisión perfecta del 100%, con 700 verdaderos positivos, sin registrar falsos positivos ni negativos en todas las repeticiones realizadas por los participantes. Este resultado evidencia que el sistema funciona excepcionalmente bien en la detección de movimientos amplios y bien definidos, lo que lo hace altamente confiable para este tipo de actividad. Además, estos resultados resaltan la alta fiabilidad del sistema en el reconocimiento del ejercicio de caminar.

Tabla 11: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Apretar una pelota

Apretar una pelota					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	42	0	16.67%	36	85.71
ST010FA39	42	0	16.67%	36	85.71
ST003JR89	36	0	0	36	100
ST009MF53	36	8.33%	0	36	100
ST005SE21	36	0	0	36	100
ST008LJ13	36	0	0	36	100
ST004FJ17	36	0	0	36	100
ST002CD34	36	0	0	36	100
ST013UB12	36	0	0	36	100
STO11DF00	36	0	0	36	100
ST012EL85	36	0	0	36	100
ST001AB12	36	0	0	36	100
ST006XF25	36	0	0	36	100
ST007DN21	36	0	0	36	100
Total, de Precisión					95.24%

En la Tabla 11, se presentaron los resultados del ejercicio de apretar una pelota, con una precisión general del 95.24%, incluyendo 492 verdaderos positivos, 3 falsos positivos y 12 falsos negativos. Los errores se atribuyeron a movimientos rápidos o inconsistentes, como una apertura veloz de la mano, lo que sugiere posibles ajustes en la sensibilidad del sistema. A pesar de estas limitaciones, el sistema demostró ser mayoritariamente fiable para este ejercicio.

Tabla 12: Tabla de Cálculo de Ejercicio de Levantar una botella

Levantar una botella					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	44	5.56%	13.89%	36	81.81%
ST010FA39	40	2.78%	8.33%	36	90%
ST003JR89	40	0	8.33%	36	90%
ST009MF53	40	2.78%	11.11%	36	90%
ST005SE21	44	0	13.89%	36	81.81%
ST008LJ13	41	0	5.56%	36	87.80%
ST004FJ17	39	0	8.33%	36	92.31%
ST002CD34	39	2.78%	8.33%	36	92.31%
ST013UB12	38	0	5.56%	36	94.74%
STO11DF00	39	0	8.33%	36	92.31%
ST012EL85	40	0	11.11%	36	90%

ST001AB12	39	0	8.33%	36	92.31%
ST006XF25	38	2.78%	5.56%	36	94.74%
ST007DN21	39	2.78%	8.33%	36	92.31%
Total, de Precisión					91.86%

En la Tabla 12, se presentaron los resultados del ejercicio de levantar una botella, con una precisión promedio del 91.86%, incluyendo 459 reconocimientos correctos, 7 falsos positivos y 45 falsos negativos. Este ejercicio mostró algunos desafíos en la detección, atribuidos a los márgenes de ángulos configurados y la variabilidad en la técnica de los participantes, como no mantener los codos pegados al cuerpo. Estos resultados resaltan la necesidad de ajustar las guías de ejecución y mejorar el entrenamiento del modelo para tolerar variaciones en los movimientos. A pesar de estas limitaciones, el sistema cumplió con los objetivos de monitoreo en la mayoría de los casos.

Tabla 13: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Extensión de pierna

Extensión de pierna					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
Sergio ST014UM97	58	11.11%	28.89%	45	77.59%
ST010FA39	49	0	33.33%	45	100%
ST003JR89	45	0	0	45	100%
ST009MF53	45	0	0	45	100%
ST005SE21	45	0	0	45	100%
ST008LJ13	45	0	0	45	100%
ST004FJ17	48	2.22%	6.67%	45	93.75%
ST002CD34	45	0	0	45	100%
ST013UB12	50	0	11.11%	45	90%
STO11DF00	48	0	6.67%	45	93.75%
ST012EL85	47	4.44%	4.44%	45	95.74%
ST001AB12	50	6.67%	11.11%	45	90.00%
ST006XF25	47	0	4.44%	45	95.74%
ST007DN21	45	0	0	45	100%
Total, de Precisión					96.27%

En la Tabla 13, se presentaron los resultados del ejercicio de extensión de pierna, con una precisión promedio del 96.27%, incluyendo 592 verdaderos positivos, 11 falsos positivos y 38 falsos negativos. Los participantes que alternaron el estiramiento de una pierna y luego la otra lograron mejores resultados, mientras que aquellos que realizaron todas las repeticiones con una sola pierna presentaron mayores errores, lo que sugiere dificultades del sistema para adaptarse a patrones no alternados.



Ilustración 17: Participante con vestimenta incorrecta

En la ilustración 20 se observó que ciertos tipos de ropa, como pantalones de campana y faldas largas, influyeron negativamente en la detección, al ocultar las extremidades inferiores y generar confusión en el modelo. Estos resultados destacan la necesidad de entrenar el sistema para manejar diferentes estilos de ejecución y de incluir recomendaciones sobre vestimenta para mejorar la precisión.

Tabla 14: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Levantarse de la silla

Levantarse de la silla					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	38	0	0	36	94.74%
ST010FA39	36	0	0	36	100%
ST003JR89	36	0	0	36	100%
ST009MF53	36	0	0	36	100%
ST005SE21	36	0	0	36	100%
ST008LJ13	36	0	0	36	100%
ST004FJ17	36	0	0	36	100%
ST002CD34	36	0	0	36	100%
ST013UB12	36	0	0	36	100%
STO11DF00	36	0	0	36	100%
ST012EL85	36	0	0	36	100%
ST001AB12	36	0	0	36	100%
ST006XF25	36	0	0	36	100%
ST007DN21	36	0	0	36	100%
Total, de Precisión					99.62%

En la Tabla 14, se presentaron los resultados del ejercicio de levantarse de la silla, con una precisión promedio del 99.62%, incluyendo 504 reconocimientos correctos, y solo 1 falso positivo y 1 falso negativo. La mayoría de los participantes lograron una tasa de reconocimiento del 100%, con un único caso registrando un valor ligeramente inferior

(94.74%) debido a repeticiones adicionales detectadas. Estos resultados evidenciaron que el sistema detecta adecuadamente movimientos amplios y bien estructurados. Sin embargo, los errores observados podrían atribuirse a ligeras variaciones en la posición inicial o final del participante, lo que sugiere que el sistema podría beneficiarse de ajustes en la sensibilidad para reducir aún más estos márgenes de error.

Tabla 15: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Caminar con los pies en línea

Caminar con los pies en línea					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	45	4.44%	0	45	100%
ST010FA39	45	6.67%	0	45	100%
ST003JR89	45	0	0	45	100%
ST009MF53	45	0	0	45	100%
ST005SE21	45	0	0	45	100%
ST008LJ13	45	4.44%	0	45	100%
ST004FJ17	48	0	6.67%	45	94%
ST002CD34	47	6.67%	4.44%	45	96%
ST013UB12	48	0	6.67%	45	94%
STO11DF00	47	0	4.44%	45	96%
ST012EL85	45	0	0	45	100%
ST001AB12	47	4.44%	4.44%	45	96
ST006XF25	45	0	0	45	100%
ST007DN21	47	2.22%	0	45	96%
Total, de Precisión					97.89%

En la Tabla 15, se presentaron los resultados del ejercicio de caminar con los pies en línea, con una precisión promedio del 97.89%, incluyendo 644 verdaderos positivos, 13 falsos positivos y 12 falsos negativos. Los errores mínimos observados se debieron a ligeras desviaciones en la alineación de los pies durante el ejercicio o a pequeñas inconsistencias en los puntos de referencia, que en ocasiones se superponían en la zona de la entepierna al caminar. A pesar de estas limitaciones, el sistema solo contabilizó las repeticiones cuando el ejercicio se realizó correctamente, asegurando un conteo fiable. Estos resultados resaltan el buen desempeño del sistema y subrayan la importancia de ajustar el modelo para manejar mejor estas situaciones y perfeccionar su precisión.

Tabla 16: Tabla de Cálculo de desempeño de Ejercicio de Estiramiento de brazos

Caminar con los pies en línea					
Participante	Repeticiones Detectadas	Falsos Positivos	Falsos Negativos	Repeticiones Reales	Tasa Reconocimiento Correcto (%)
ST014UM97	9	100%	100%	9	100%
ST010FA39	9	100%	100%	9	100%
ST003JR89	9	100%	100%	9	100%
ST009MF53	9	100%	100%	9	100%
ST005SE21	9	100%	100%	9	100%
ST008LJ13	9	100%	100%	9	100%
ST004FJ17	9	100%	100%	9	100%
ST002CD34	9	100%	100%	9	100%
ST013UB12	9	100%	100%	9	100%
STO11DF00	9	100%	100%	9	100%
ST012EL85	9	100%	100%	9	100%
ST001AB12	9	100%	100%	9	100%
ST006XF25	9	100%	100%	9	100%
ST007DN21	9	100%	100%	9	100%
Total, de Precisión					100%

En la Tabla 16, se presentaron los resultados del ejercicio de estiramiento de brazos, mostrando una precisión perfecta del 100%, con 126 verdaderos positivos y sin registrar ni falsos positivos ni falsos negativos. Este resultado evidencia que el modelo tiene una capacidad óptima para reconocer movimientos simples y de baja complejidad, lo que demuestra un excelente nivel de sensibilidad y especificidad. Además, estos resultados destacan la fiabilidad del sistema en la detección de ejercicios que requieren movimientos claros y bien definidos, validando su efectividad para este tipo de actividades.

5.2.3. ANÁLISIS DEL IMPACTO DE FACTORES EXTERNOS VARIABLES INDEPENDIENTES QUE AFECTAN LA PRECISIÓN

5.2.3.1. Posicionamiento de la Cámara

El ángulo y la posición de la cámara influyen directamente en la detección de los movimientos. En ejercicios como "Apretar una pelota", se observó que un mal posicionamiento de la cámara redujo la capacidad del sistema para identificar movimientos rápidos. Además, en "Levantarse de la silla", una cámara colocada demasiado alta o baja afectó la detección de la postura inicial y final del participante, generando falsos negativos. Esto indica la importancia de mantener un ángulo y posición óptimos, como se especifica en las guías de configuración.

5.2.3.2. *Distancia entre la Persona y la Cámara*

La distancia ideal de 2 metros, especificada en el protocolo, mostró ser fundamental para la precisión del sistema. Distancias más cortas provocaron que ciertos movimientos, como "Estiramiento de brazos", quedaran fuera del campo visual o fueran detectados incorrectamente. Por otro lado, distancias mayores dificultaron la resolución de detalles en ejercicios como "Levantar los brazos con una botella". Esto evidencia que el cumplimiento de la distancia recomendada es crucial para el correcto funcionamiento del sistema.

5.2.3.3. *Características del Movimiento*

Los ejercicios con movimientos rápidos o sutiles, como "Apretar una pelota" o "Levantar una botella", presentaron mayores desafíos para el sistema. En el caso de "Apretar una pelota", se observó que la velocidad excesiva de algunos participantes generó falsos negativos, mientras que en "Levantar una botella", la falta de alineación de los codos produjo falsos positivos. Esto resalta la necesidad de proporcionar instrucciones claras a los participantes y ajustar la sensibilidad del modelo para capturar una mayor diversidad de patrones de movimiento.

VI. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en este estudio destacan la alta fiabilidad y precisión del sistema desarrollado para la detección y corrección de posturas durante la realización de ejercicios físicos, enmarcados en la problemática de fragilidad asociada al envejecimiento saludable. En particular, se lograron precisiones cercanas al 100% en ejercicios como caminar y estiramiento de brazos, lo que evidencia la capacidad del modelo para reconocer movimientos amplios y bien definidos. Sin embargo, los ejercicios más complejos, como levantar una botella o extensión de pierna, presentaron desafíos técnicos que resaltan áreas clave para futuras mejoras.

Estos hallazgos son consistentes con estudios previos identificados en la tabla de limitaciones. Por ejemplo, estudios como el de Chen et al. (2021) y Bourahmoune & Amagasa (2019) señalan que los sensores IMU y cojines de presión presentan dificultades para detectar movimientos sutiles, lo que coincide con los falsos positivos observados en ejercicios como levantarse de la silla o caminar con los pies en línea. Estas limitaciones recalcan la importancia de ajustar los márgenes de detección y la sensibilidad del sistema para capturar movimientos más precisos, un aspecto crítico también señalado en trabajos como el de Felius et al. (2022).

Un desafío recurrente identificado fue la influencia de factores externos, como la vestimenta, sobre la precisión del sistema, lo que coincidió con observaciones de estudios como el de Yeh et al. (2023), que destacó cómo los sistemas de monitoreo son sensibles a la ropa holgada o movimientos ligeros. En este estudio, prendas como pantalones de campana o faldas largas afectaron negativamente la detección, sugiriendo que los sistemas deben ser diseñados para tolerar estas variaciones o incluir recomendaciones claras para los usuarios.

Otro aspecto clave es la necesidad de entrenamiento del sistema para manejar diferentes estilos de ejecución. En ejercicios como extensión de pierna, los participantes que alternaron las piernas lograron mejores resultados, mientras que aquellos que realizaron todas las repeticiones con una sola pierna presentaron más errores. Esto resalta la importancia de ajustar el modelo para manejar patrones de movimiento diversos, una problemática también evidenciada en el trabajo de Chu et al. (2022), quien destacó la falta de flexibilidad en modelos predictivos para adaptarse a variaciones individuales.

Por último, la precisión del sistema en entornos controlados evidenció su potencial para ofrecer retroalimentación visual en tiempo real, un componente crítico para fomentar el envejecimiento saludable. Sin embargo, los resultados también destacaron áreas de mejora, como el ajuste de parámetros relacionados con la iluminación y la distancia de la cámara, aspectos mencionados por S. Wang et al. (2024), quienes señalaron que las cámaras RGB-D tienen sensibilidad reducida en condiciones de baja iluminación.

El sistema desarrollado demuestra un avance significativo hacia la solución de los desafíos técnicos del monitoreo en tiempo real y la corrección visual de posturas en personas mayores. Sin embargo, las áreas de mejora identificadas, como la adaptación a diferentes patrones de movimiento, la tolerancia a variaciones externas como la vestimenta y las condiciones del entorno, deben ser abordadas para optimizar su aplicabilidad en escenarios reales. Estos hallazgos contribuyen al desarrollo de tecnologías más robustas y accesibles, alineadas con las necesidades de un envejecimiento saludable.

VII. CONCLUSIONES

7.1. CONCLUSIÓN GENERAL

El desarrollo del sistema de visión artificial basado en Mediapipe y OpenCV permitió cumplir con el objetivo de detectar y monitorizar ejercicios físicos diseñados para promover el envejecimiento saludable en personas mayores. Este sistema integra algoritmos de reconocimiento de posturas y movimientos con un enfoque innovador para garantizar la precisión y la correcta ejecución de los ejercicios. Aunque esta etapa del proyecto se enfocó en una prueba de concepto utilizando una computadora, los resultados obtenidos confirman que el sistema tiene un alto potencial de ser escalado a plataformas web y dispositivos móviles, lo que facilitaría su accesibilidad y su aplicación en entornos reales. Además, este sistema tiene el potencial de contribuir a programas de prevención de fragilidad, fomentando la autonomía y la calidad de vida en personas mayores.

7.2. CONCLUSIONES PARCIALES

- A. Los resultados obtenidos evidencian el éxito en la optimización del procesamiento de imágenes, el cálculo de ángulos y el conteo de repeticiones de ejercicios. El sistema demostró su capacidad para monitorear ejercicios físicos con altos niveles de precisión, alcanzando un porcentaje de cumplimiento superior al 90% en la mayoría de los ejercicios evaluados. Una característica clave es que el sistema no avanza a la siguiente repetición si el movimiento no cumple con los criterios biomecánicos establecidos, lo que asegura una ejecución correcta y reduce la posibilidad de errores. Esta capacidad de monitoreo preciso se traduce en beneficios significativos para los usuarios, al garantizar que los ejercicios se realicen de manera segura y efectiva, y proporciona una herramienta confiable para programas de envejecimiento saludable.
- B. El sistema fue probado en un entorno controlado que simulaba condiciones reales, logrando un desempeño consistente y confiable. Los resultados confirman que el sistema puede ser utilizado en escenarios prácticos siempre que se respeten ciertos parámetros, como el uso de vestimenta adecuada (pantalones y camisetitas) y la disponibilidad de un espacio mínimo de 4 metros para realizar los ejercicios. Estas condiciones fueron determinantes para lograr un porcentaje de cumplimiento superior al 90% y garantizar la precisión en la detección y monitoreo de los ejercicios. La

validación en estas condiciones proporciona confianza en la capacidad del sistema para ser implementado en entornos reales, lo que lo hace útil para programas de ejercicio en hogares o centros de cuidado de personas mayores.

- C. El sistema desarrollado para la monitorización y corrección visual de posturas en personas mayores no frágiles, basado en ejercicios del programa Vivifrail, demostró alta eficacia. De los siete ejercicios evaluados, cuatro alcanzaron un 100% de precisión (caminar, levantarse de la silla, caminar en línea y estiramiento de brazos), reflejando un desempeño óptimo. Los ejercicios de apretar una pelota, levantar los brazos con una botella y extensión de pierna obtuvieron precisiones de 97.62%, 91.07% y 93.97%, respectivamente, manteniendo alta fiabilidad pese a la mayor complejidad de detección en algunos casos.

VIII. RECOMENDACIONES

Con base a la limitaciones y factores que influyeron en el desarrollo del proyecto, se pueden hacer recomendaciones para futuras fases de desarrollo del dispositivo y lograr un resultado más completo.

- A. Se recomienda continuar optimizando el sistema para alcanzar un margen de error cercano a 0% en todos los ejercicios evaluados, logrando niveles de precisión del 99% o 100%. Esto implicaría ajustar la sensibilidad del modelo, asegurando que no sea excesivamente estricto al momento de detectar los movimientos, pero sin comprometer la calidad y corrección de las repeticiones.
- B. Antes de aplicar el sistema a personas mayores o individuos considerados frágiles, como personas con síndrome de Down, autismo u otras condiciones similares, se recomienda realizar pruebas adicionales en entornos controlados. Estas pruebas permitirán validar la efectividad del sistema y garantizar que se adapte a las necesidades y características específicas de estas poblaciones. Además, se sugiere personalizar el sistema en caso de ser necesario para atender particularidades específicas de cada usuario.
- C. Aunque el sistema fue diseñado pensando en personas mayores, su desarrollo abarca un enfoque más amplio que incluye a individuos frágiles en general. Por ello, se recomienda continuar trabajando para garantizar que el sistema sea compatible y altamente usable para diferentes poblaciones. Esto incluye ajustes específicos en función de las necesidades individuales y la posibilidad de personalización, manteniendo al mismo tiempo una solución estándar que pueda ser utilizada de manera general.
- D. Se recomienda mantener el espacio mínimo de 4 metros especificado para la ejecución de los ejercicios, ya que esto asegura una adecuada funcionalidad del sistema y reduce posibles errores de detección. Asimismo, explorar la posibilidad de optimizar las configuraciones del espacio podría contribuir a una mayor adaptabilidad del sistema en distintos entornos.
- E. Para la siguiente fase del proyecto, se recomienda finalizar la integración del sistema en HTML, lo cual permitirá su uso en dispositivos móviles y otros equipos con acceso a internet. Esta implementación mejorará significativamente la portabilidad y

accesibilidad del sistema, haciéndolo más práctico para los usuarios finales y ampliando su alcance a una población más amplia.

- F. Actualmente, el sistema está diseñado para los ejercicios de la Rueda A del programa Vivifrail. Se recomienda extender su alcance desarrollando códigos adicionales para las demás ruedas de ejercicios del programa, lo que proporcionará una herramienta más completa y versátil. Esta ampliación beneficiará a usuarios con diferentes niveles de condición física, fortaleciendo la capacidad del sistema para apoyar en el envejecimiento saludable y la prevención de la fragilidad.
- G. Finalmente, se recomienda realizar pruebas con una muestra más diversa de participantes, incluyendo no solo personas mayores, sino también adultos jóvenes y niños con características frágiles, para evaluar el desempeño del sistema en distintos grupos poblacionales. Esto permitirá identificar posibles mejoras y garantizar la adaptabilidad del sistema a diversas necesidades y contextos.

IX. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Abud, T., Kounidas, G., Martin, K. R., Werth, M., Cooper, K., & Myint, P. K. (2022). Determinants of healthy ageing: A systematic review of contemporary literature. *Aging Clinical and Experimental Research*, 34(6), 1215. <https://doi.org/10.1007/s40520-021-02049-w>
2. Ahmed, N., Assadi, M., Zhang, Q., & Ahmed, A. A. (2023). Assessing impact of borehole field data's input parameters on hybrid deep learning models for heating and cooling forecasting: A local and global explainable AI analysis. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1294(1), 012056. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1294/1/012056>
3. Alshirbaji, T. A., Jalal, N. A., & Möller, K. (2020). A convolutional neural network with a two-stage LSTM model for tool presence detection in laparoscopic videos. *Current Directions in Biomedical Engineering*, 6(1). <https://doi.org/10.1515/cdbme-2020-0002>
4. Assi, S., Zhang, W., Carey, J., Deal, J., Huang, A., Oh, E., Martinez-Amezcuca, P., & Reed, N. (2023). The association of hearing loss with frailty among community-dwelling older adults: Findings from the National Health and Aging Trends Study. *The National Health and Aging Trends Study*, 23(754). <https://doi.org/10.1186/s12877-023-04465-1>
5. Banco Mundial. (2022). *Population ages 65 and above (% of total population)—Honduras*. World Bank Open Data. <https://data.worldbank.org>
6. Banning, L. B. D., Moumni, M. E., Visser, L., Leeuwen, B. L. van, Zeebregts, C. J., & Pol, R. A. (2021). Frailty leads to poor long-term survival in patients undergoing elective

vascular surgery. *Journal of Vascular Surgery*, 73(6), 2132-2139.e2.
<https://doi.org/10.1016/j.jvs.2020.10.088>

7. Bourahmoune, K., & Amagasa, T. (2019). *AI-powered Posture Training: Application of Machine Learning in Sitting Posture Recognition Using the LifeChair Smart Cushion*. 5808-5814.
8. C. -C. Hsiao, P. -C. Yu, R. -G. Lee, & H. Jiang. (2020). Deep-Learning LSTM Mechanism and Wearable Devices based Virtual Fitness-Coach Information System for Barbell Bench Press. *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 3880-3885. <https://doi.org/10.1109/SMC42975.2020.9283422>
9. Cao, X., Wang, X., Geng, X., Wu, D., & An, H. (2024). An Approach for Human Posture Recognition Based on the Fusion PSE-CNN-BiGRU Model. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 140(1), 385-408. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2024.046752>
10. Chang, S.-F., Cheng, C.-L., & Lin, H.-C. (2019). Frail Phenotype and Disability Prediction in Community-Dwelling Older People: A Systematic Review and Meta-Analysis of Prospective Cohort Studies. *Journal of Nursing Research*, 27(3), e28. <https://doi.org/10.1097/jnr.0000000000000299>
11. Chen, J., Wang, T., Fang, Z., & Wang, H. (2023). Research on elderly users' intentions to accept wearable devices based on the improved UTAUT model. *Frontiers in Public Health*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1035398>
12. Chen, S., Dunn, R., Jackson, M., Morley, N., & Sun, J. (2023, enero 25). *Frontiers | Frailty score and outcomes of patients undergoing vascular surgery and amputation: A systematic review and meta-analysis*.

<https://www.frontiersin.org/journals/cardiovascular-medicine/articles/10.3389/fcvm.2023.1065779/full>

- 13.** Chen, S.-H., Lee, C.-H., Jiang, B. C., & Sun, T.-L. (2021). Using a Stacked Autoencoder for Mobility and Fall Risk Assessment via Time–Frequency Representations of the Timed Up and Go Test. *Frontiers in Physiology*, *12*. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.668350>
- 14.** Chen, T., Ding, Z., & Li, B. (2022). Elderly Fall Detection Based on Improved YOLOv5s Network. *IEEE Access*, *10*, 91273-91282. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3202293>
- 15.** Chu, W.-M., Kristiani, E., Wang, Y.-C., Lin, Y.-R., Lin, S.-Y., Chan, W.-C., Yang, C.-T., & Tsan, Y.-T. (2022). A model for predicting fall risks of hospitalized elderly in Taiwan-A machine learning approach based on both electronic health records and comprehensive geriatric assessment. *Frontiers in Medicine*, *9*. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.937216>
- 16.** Cruz, A. M., Monsalve, L., Ladurner, A.-M., Jaime, L. F., Wang, D., & Quiroga, D. A. (2021). *Information and Communication Technologies for Managing Frailty: A Systematic Literature Review*. <https://www.aginganddisease.org/EN/10.14336/AD.2020.1114>
- 17.** D. Rai, Anjali, A. Kumar, & A. Baghel. (2024). Pose Detection Using OpenCV and Media Pipe. *2024 International Conference on Integrated Circuits, Communication, and Computing Systems (ICIC3S)*, *1*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICIC3S61846.2024.10603040>
- 18.** D’Isanto, T., Pisapia, F., & D’Elia, F. (2019). *Running and posture*. <https://doi.org/10.14198/jhse.2019.14.Proc4.68>

- 19.**Duan, T., Punpongsanon, P., Iwai, D., & SatoKosuke. (2018). *FlyingHand: Extending the range of haptic feedback on virtual hand using drone-based object recognition*. 28, 1-4. <https://doi.org/10.1145/3283254.3283258>
- 20.**Felius, R. A. W., Geerars, M., Bruijn, S. M., van Dieën, J. H., Wouda, N. C., & Punt, M. (2022). Reliability of IMU-Based Gait Assessment in Clinical Stroke Rehabilitation. *Sensors*, 22(3). <https://doi.org/10.3390/s22030908>
- 21.**Fried, L. P., Ferrucci, L., Darer, J., Williamson, J. D., & Anderson, G. (2019). Untangling the concepts of disability, frailty, and comorbidity: Implications for improved targeting and care. *The journals of gerontology. Series A, Biological sciences and medical science*, 59(3), 255-263. <https://doi.org/10.1093/gerona/59.3.m255>
- 22.**Fried, L. P., Tangen, C. M., Walston, J., Newman, A. B., Hirsch, C., Gottdiener, J., Seeman, T., Tracy, R., Kop, W. J., Burke, G., McBurnie, M. A., & Cardiovascular Health Study Collaborative Research Group. (2001). Frailty in older adults: Evidence for a phenotype. *The Journals of Gerontology. Series A, Biological Sciences and Medical Sciences*, 56(3), M146-156. <https://doi.org/10.1093/gerona/56.3.m146>
- 23.**Guralnik, J. M., Simonsick, E. M., Ferrucci, L., Glynn, R. J., Berkman, L. F., Blazer, D. G., Scherr, P. A., & Wallace, R. B. (2018). A Short Physical Performance Battery Assessing Lower Extremity Function: Association With Self-Reported Disability and Prediction of Mortality and Nursing Home Admission. *Journal of Gerontology*, 49(2), M85-M94. <https://doi.org/10.1093/geronj/49.2.M85>
- 24.**Ha, V.-A. T., Nguyen, T. N., Nguyen, T. X., Nguyen, H. T. T., Nguyen, T. T. H., Nguyen, A. T., Pham, T., & Vu, H. T. T. (2021). Prevalence and Factors Associated with Falls among

Older Outpatients. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(8), 4041. <https://doi.org/10.3390/ijerph18084041>

- 25.** Hakansson, F., & Jensen, D. B. (2023, enero 11). *Frontiers | Automatic monitoring and detection of tail-biting behavior in groups of pigs using video-based deep learning methods.* <https://www.frontiersin.org/journals/veterinary-science/articles/10.3389/fvets.2022.1099347/full>
- 26.** Haugen, C. E., Agoons, D., Chu, N. M., Liyanage, L., Long, J., Desai, N. M., Norman, S. P., Brennan, D. C., Segev, D. L., & McAdams-DeMarco, M. (2020). Physical Impairment and Access to Kidney Transplantation. *Transplantation*, 104(2). https://journals.lww.com/transplantjournal/fulltext/2020/02000/physical_impairment_and_access_to_kidney.26.aspx
- 27.** Hu, Z., Zhang, C., Wang, X., & Ge, A. (2024). Light-Adaptive Human Body Key Point Detection Algorithm Based on Multi-Source Information Fusion. *Sensors*, 24(10). <https://doi.org/10.3390/s24103021>
- 28.** Hudec, R., Matúška, S., Kamencay, P., & Benco, M. (2021). A Smart IoT System for Detecting the Position of a Lying Person Using a Novel Textile Pressure Sensor. *Sensors*, 21(1). <https://doi.org/10.3390/s21010206>
- 29.** Hwang, B.-J., Chen, H.-H., Hsieh, C.-H., & Huang, D.-Y. (2022). Gaze Tracking Based on Concatenating Spatial-Temporal Features. *Sensors*, 22(2). <https://doi.org/10.3390/s22020545>
- 30.** IHME. (2021). *Honduras | Institute for Health Metrics and Evaluation.* <https://www.healthdata.org/research-analysis/health-by-location/profiles/honduras>

- 31.**INE. (2021). *INE. Instituto Nacional de Estadística*. INE. <https://www.ine.es/>
- 32.**Islam, R., Rahman, R., Ahmed, A., & Jany, R. (2022). *NFS: A Hand Gesture Recognition Based Game Using MediaPipe and PyGame*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.11119>
- 33.**Izquierdo, M. (2017). *Promoción del Ejercicio físico para la prevención de la fragilidad y las caídas en las personas mayores: VIVIFRAIL*. <http://www.vivifrail.com/es/>
- 34.**Izquierdo, M., Casas-Herrera, A., Zambom-Ferraresi, F., Martínez-Velilla, N., Alonso-Bouzón, C., & Rodríguez-Mañas, L. (2017). *Programa de Ejercicio Físico Multicomponente Vivifrail*. Ebook. <https://vivifrail.com/wp-content/uploads/2019/11/VIVIFRAILESP-Interactivo.pdf>
- 35.**Jang, I.-Y., Lee, E., Lee, H., Park, H., Kim, S., Kim, K., Jung, H.-W., & Kim, D. H. (2020). Characteristics of sarcopenia by European consensus and a phenotype score. *Journal of Cachexia, Sarcopenia and Muscle*, 11(2), 497-504. <https://doi.org/10.1002/jcsm.12507>
- 36.**Jiang, X., Hu, Z., Wang, S., & Zhang, Y. (2023). A Survey on Artificial Intelligence in Posture Recognition. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 137(1), 35-82. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2023.027676>
- 37.**Jung, J.-Y., Heo, M., & Kim, J.-J. (2020). Effects of a Personalized Exercise Rehabilitation Device on Dynamic Postural Balance for Scoliotic Patients: A Feasibility Study. *Electronics*, 9(12). <https://doi.org/10.3390/electronics9122100>
- 38.**K. Aarthy & A. A. Nithys. (2023). Yoga Pose Detection and Identification Using MediaPipe and OpenPose Model. *2023 International Conference on Computer Science*

and Emerging Technologies (CSET), 1-7.
<https://doi.org/10.1109/CSET58993.2023.10346786>

- 39.** Kawakura, S. (2018). Visual Data Analysis Methods Using OpenCV Programs to Evaluate Walking and Falling with a Japanese Walking Support System. *International Journal of Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics*, 8, 20-31.
<https://doi.org/10.17706/ijbbb.2018.8.1.20-31>
- 40.** Kim, W., Jin, B., Choo, S., Nam, C. S., & Yun, M. H. (2019). Designing of smart chair for monitoring of sitting posture using convolutional neural networks. *Data Technologies and Applications*, 53(2), 142-155. <https://doi.org/10.1108/DTA-03-2018-0021>
- 41.** Kimber, D. E., Kehler, D. S., Lytwyn, J., Boreskie, K. F., Jung, P., Alexander, B., Hiebert, B. M., Dubiel, C., Hamm, N. C., Stammers, A. N., Clarke, M., Fraser, C., Pedreira, B., Tangri, N., Hay, J. L., Arora, R. C., & Duhamel, T. A. (2018). Pre-Operative Frailty Status Is Associated with Cardiac Rehabilitation Completion: A Retrospective Cohort Study. *Journal of Clinical Medicine*, 7(12), Article 12. <https://doi.org/10.3390/jcm7120560>
- 42.** Kinel, E., D'Amico, M., & Roncoletta, P. (2021). 3D Quantitative Evaluation of Posture and Spine Proprioceptive Perception Through Instinctive Self-Correction Maneuver in Adolescent Idiopathic Scoliosis. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9.
<https://doi.org/10.3389/fbioe.2021.663394>
- 43.** Kishore, D. M., Bindu, S., & Manjunath, N. K. (2022). Smart Yoga Instructor for Guiding and Correcting Yoga Postures in Real Time. *International Journal of Yoga*, 15(3).
https://journals.lww.com/ijoy/fulltext/2022/15030/smart_yoga_instructor_for_guiding_and_correcting.12.aspx

- 44.** Kusunose, M., Inui, A., Nishimoto, H., Mifune, Y., Yoshikawa, T., Shinohara, I., Furukawa, T., Kato, T., Tanaka, S., & Kuroda, R. (2023). Measurement of Shoulder Abduction Angle with Posture Estimation Artificial Intelligence Model. *Sensors*, 23(14). <https://doi.org/10.3390/s23146445>
- 45.** Landi, F., Sieber, C., Fielding, R. A., Rolland, Y., & Guralnik, J. (2018). Nutritional Intervention in Sarcopenia: Report from the International Conference on Frailty and Sarcopenia Research Task Force. *The Journal of Frailty & Aging*, 7(4), 247-252. <https://doi.org/10.14283/jfa.2017.26>
- 46.** Larsson, L., Degens, H., Li, M., Salviati, L., Lee, Y. il, Thompson, W., Kirkland, J. L., & Sandri, M. (2018). Sarcopenia: Aging-Related Loss of Muscle Mass and Function. *Physiological Reviews*, 99(1), 427. <https://doi.org/10.1152/physrev.00061.2017>
- 47.** Lascano, D., Pak, J. S., Kates, M., Finkelstein, J. B., Silva, M., Hagen, E., RoyChoudhury, A., Bivalacqua, T. J., DeCastro, G. J., Benson, M. C., & McKiernan, J. M. (2015). Validation of a frailty index in patients undergoing curative surgery for urologic malignancy and comparison with other risk stratification tools. *Urologic Oncology: Seminars and Original Investigations*, 33(10), 426.e1-426.e12. <https://doi.org/10.1016/j.urolonc.2015.06.002>
- 48.** Lee, D.-W., Jun, K., Naheem, K., & Kim, M. S. (2021). Deep Neural Network–Based Double-Check Method for Fall Detection Using IMU-L Sensor and RGB Camera Data. *IEEE Access*, 9, 48064-48079. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3065105>
- 49.** Liaqat, S., Dashtipour, K., Arshad, K., Assaleh, K., & Ramzan, N. (2021). A Hybrid Posture Detection Framework: Integrating Machine Learning and Deep Neural Networks. *IEEE*

Sensors Journal, 21(7), 9515-9522. IEEE Sensors Journal.
<https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3055898>

50. M. D. Korableva & Y. A. Bekeneva. (2024). Evaluation of Physical Exercise Performance Using Deep Learning Methods. *2024 V International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT)*, 93-95.
<https://doi.org/10.1109/NeuroNT62606.2024.10585349>

51. M. S. Rahman, K. A. Shams, M. R. Reaz, M. R. U. Rafi, S. Islam, R. Rahman, M. T. Reza, M. Z. Parvez, S. Chakraborty, B. Pradhan, & A. Alamri. (2024). MultiModal Ensemble Approach Leveraging Spatial, Skeletal, and Edge Features for Enhanced Bangla Sign Language Recognition. *IEEE Access*, 12, 83638-83657.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3410837>

52. M. Shah, K. Gandhi, B. M. Pandhi, P. Padhiyar, & S. Degadwala. (2023). Computer Vision & Deep Learning based Realtime and Pre-Recorded Human Pose Estimation. *2023 2nd International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAIC)*, 313-319. <https://doi.org/10.1109/ICAAIC56838.2023.10141279>

53. Ma, B., Yang, J., Wong, F. K. Y., Wong, A. K. C., Ma, T., Meng, J., Zhao, Y., Wang, Y., & Lu, Q. (2023). Artificial intelligence in elderly healthcare: A scoping review. *Ageing Research Reviews*, 83, 101808. <https://doi.org/10.1016/j.arr.2022.101808>

54. Mansoor, B., Afifi, S., GholamHosseini, H., & Mirza, F. (2019). A Systematic Review of Wearable Sensors and IoT-Based Monitoring Applications for Older Adults – a Focus on Ageing Population and Independent Living. *Journal of Medical Systems*, 43(233).
<https://doi.org/10.1007/s10916-019-1365-7>

- 55.** Meier, N. F., & Lee, D.-C. (2020). Physical activity and sarcopenia in older adults. *Aging Clinical and Experimental Research*, *32*(9), 1675-1687. <https://doi.org/10.1007/s40520-019-01371-8>
- 56.** Menassa, M., Stronks, K., Khatmi, F., Díaz, Z. M. R., Espinola, O. P., Gamba, M., Itodo, O. A., Buttia, C., Wehrli, F., Minder, B., Velarde, M. R., & Franco, O. H. (2023). Concepts and definitions of healthy ageing: A systematic review and synthesis of theoretical models. *eClinicalMedicine*, *56*, 101821. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2022.101821>
- 57.** Ministerio de Sanidad. (2020, noviembre 27). *Ministerio de Sanidad—Áreas—Envejecimiento saludable y prevención de fragilidad*. <https://www.sanidad.gob.es/areas/promocionPrevencion/envejecimientoSaludable/home.htm>
- 58.** N. Iqbal, M. Hanif, S. Abbas, M. A. Khan, S. H. Almotiri, & M. A. Al Ghamdi. (2020). DNA Strands Level Scrambling Based Color Image Encryption Scheme. *IEEE Access*, *8*, 178167-178182. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025241>
- 59.** Namba, T., & Yamada, Y. (2018). Fall Risk Reduction for the Elderly by Using Mobile Robots Based on Deep Reinforcement Learning. *Journal of Robotics, Networking and Artificial Life*, *4*(4), 265. <https://doi.org/10.2991/jrnal.2018.4.4.2>
- 60.** Nasirahmadi, A., Sturm, B., Edwards, S., Jeppsson, K.-H., Olsson, A.-C., Müller, S., & Hensel, O. (2019). Deep Learning and Machine Vision Approaches for Posture Detection of Individual Pigs. *Sensors*, *19*(17). <https://doi.org/10.3390/s19173738>
- 61.** Ofori-Asenso, R., Chin, K. L., Mazidi, M., Zomer, E., Ilomaki, J., Zullo, A. R., Gasevic, D., Ademi, Z., Korhonen, M. J., LoGiudice, D., Bell, J. S., & Liew, D. (2019). Global Incidence

of Frailty and Prefrailty Among Community-Dwelling Older Adults: A Systematic Review and Meta-analysis. *JAMA Network Open*, 2(8), e198398-e198398. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.8398>

- 62.** Oh, G., Lee, H., Park, C. M., Jung, H.-W., Lee, E., Jang, I.-Y., Guralnik, J. M., & Kim, D. H. (2021). Long-term effect of a 24-week multicomponent intervention on physical performance and frailty in community-dwelling older adults. *Age and Ageing*, 50(6), 2157-2166. <https://doi.org/10.1093/ageing/afab149>
- 63.** Olalla, A. B. (2022, septiembre 10). La SPPB, paso a paso. *Fisioterapia para fisioterapeutas y pacientes - lafisioterapia.net*. <https://lafisioterapia.net/la-sppb-paso-a-paso/>
- 64.** OMS. (2021, abril 26). *Falls*. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/falls>
- 65.** OMS. (2022). *Global strategy and action plan on ageing and health*. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241513500>
- 66.** O'Reilly, M. A., Whelan, D. F., Ward, T. E., Delahunt, E., & Caulfield, B. (2017). *Classification of lunge biomechanics with multiple and individual inertial measurement units*. 16(3). <https://doi.org/10.1080/14763141.2017.1314544>
- 67.** Organización Mundial de la Salud. (2015). *Informe mundial sobre el envejecimiento y la salud*. Organización Mundial de la Salud. <https://iris.who.int/handle/10665/186466>
- 68.** Park, C., Mishra, R., Sharafkhaneh, A., Bryant, M. S., Nguyen, C., Torres, I., Naik, A. D., & Najafi, B. (2021). Digital Biomarker Representing Frailty Phenotypes: The Use of Machine Learning and Sensor-Based Sit-to-Stand Test. *Sensors*, 21(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/s21093258>

- 69.**Paulauskaite-Taraseviciene, A., Siaulyis, J., Sutiene, K., Petravicius, T., Navickas, S., Oliandra, M., Rapalis, A., & Balciunas, J. (2023). Geriatric Care Management System Powered by the IoT and Computer Vision Techniques. *MDPI*, *11*. <https://doi.org/10.3390/healthcare11081152>
- 70.**Piculell, E., Skär, L., Sanmartin Berglund, J., Anderberg, P., & Bohman, D. (2021). A concept analysis of health communication in a home environment: Perspectives of older persons and their informal caregivers. *Scandinavian Journal of Caring Sciences*, *35*(3), 1006-1024. <https://doi.org/10.1111/scs.12928>
- 71.**Reyes Leiva, K. M., Gato, M. Á., & Olmedo, J. J. (2023). Estimation of Spatio-Temporal Parameters of Gait and Posture of Visually Impaired People Using Wearable Sensors. *Sensors*, *23*(12). <https://doi.org/10.3390/s23125564>
- 72.**Ruan, Y., Guo, Y., Kowal, P., Lu, Y., Liu, C., Sun, S., Huang, Z., Zheng, Y., Wang, W., Li, G., Shi, Y., & Wu, F. (2019). *Association between anemia and frailty in 13,175 community-dwelling adults aged 50 years and older in China*. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.2.13089/v3>
- 73.**Shang, L., Zhang, Z., Tang, F., Cao, Q., Pan, H., & Lin, Z. (2023). CNN-LSTM Hybrid Model to Promote Signal Processing of Ultrasonic Guided Lamb Waves for Damage Detection in Metallic Pipelines. *Sensors*, *23*(16). <https://doi.org/10.3390/s23167059>
- 74.**Silva, M. G., Pilling, B. M., & Candotti, C. T. (2023). Body posture self-assessment tools: A scoping review. *Fisioterapia e Pesquisa*, *30*, e22017823en. <https://doi.org/10.1590/1809-2950/e22017823en>

- 75.** Singer, J. P., Gao, Y., Huang, C.-Y., Kordahl, R. C., Sriram, A., Hays, S. R., Kukreja, J., Venado, A., Calabrese, D. R., & Greenland, J. R. (2023). The Association Between Frailty and Chronic Lung Allograft Dysfunction After Lung Transplantation. *Transplantation*, *107*(10), 2255. <https://doi.org/10.1097/TP.0000000000004672>
- 76.** SIPSA. (2023, noviembre 29). (8) ¿Qué es V-Model? | LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/qu%C3%A9-es-v-model-servicios-de-informatica-profesion-qotgf/>
- 77.** Szychowska, A., & Drygas, W. (2021). Physical activity as a determinant of successful aging: A narrative review article. *Aging Clinical and Experimental Research*, *34*(6), 1209. <https://doi.org/10.1007/s40520-021-02037-0>
- 78.** Tao, Y., Shi, J., Wang, L., Chen, S., Zhou, Z., Meng, L., Zhou, B., Duan, C., Xi, H., & Yu, P. (2023). Combined effect of diabetes and frailty on mortality among Chinese older adults: A follow-up study. *Frontiers in Endocrinology*, *13*. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.1105957>
- 79.** Theou, O., Andrew, M., Ahip, S. S., Squires, E., McGarrigle, L., Blodgett, J. M., Goldstein, J., Hominick, K., Godin, J., Hougan, G., Armstrong, J. J., Wallace, L., Sazlina, S. G., Moorhouse, P., Fay, S., Visvanathan, R., & Rockwood, K. (2019). The Pictorial Fit-Frail Scale: Developing a Visual Scale to Assess Frailty. *Canadian Geriatrics Journal*, *22*(2), Article 2. <https://doi.org/10.5770/cgj.22.357>
- 80.** United Nations. (2020). World Population Ageing 2020 Highlights. *Departmente of Economic and Social Affairs*.

- 81.** V. Arya, N. Makattil, V. Sasikumar, V. Anuparvathi, & S. Khandare. (2023). Know Your Posture: Real Time Posture Detection and Correction with Yoga and Exercise Recommendations. *2023 International Conference on Signal Processing, Computation, Electronics, Power and Telecommunication (IConSCEPT)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/IConSCEPT57958.2023.10170654>
- 82.** Villalba, E., De Antonio Jiménez, A., & Laosa Zafra, O. (2022). *Ecosistema computacional con apoyo motivacional y evaluación funcional para un programa autónomo de ejercicio para un envejecimiento saludable (MOTIVA)*. Ministerio de Ciencia e Innovación. <http://ageinglab.ctb.upm.es/>
- 83.** W. Chen, S. Zhang, C. Chen, & Y. Liu. (2022). Human deep squat detection method based on MediaPipe combined with Yolov5 network. *2022 41st Chinese Control Conference (CCC)*, 6404-6409. <https://doi.org/10.23919/CCC55666.2022.9902631>
- 84.** Wang, C., Ravi, D., Deligianni, F., Berthelot, M., Andreu-Perez, J., Lo, B., & Yang, G.-Z. (2017). Deep Learning for health informatics. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2636665>
- 85.** Wang, F. (2022). Yolov5-based fall detection algorithm for homebound people. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 1(2), Article 2. <https://doi.org/10.54097/fcis.v1i2.1624>
- 86.** Wang, S., Zhang, J., Zhang, X., Han, X., Chen, J., Hong, Z., Wang, C., & Zhao, H. (2024). Lightweight fall detection system based on Orangepi 5B. *Ninth International Symposium on Sensors, Mechatronics, and Automation System (ISSMAS 2023)*, 12981, 539-544. <https://doi.org/10.1117/12.3015158>

- 87.**WHO. (2024, junio 26). *Physical activity*. <https://www.who.int/news-room/factsheets/detail/physical-activity>
- 88.**Y. Li, W. Zhang, H. Ma, F. Chen, D. Sun, X. Cheng, Y. Zheng, Z. Wang, & S. Cai. (2023). Posture Detection Based on Kinect and YOLO Technologies. *2023 5th International Conference on Robotics, Intelligent Control and Artificial Intelligence (RICA)*, 205-209. <https://doi.org/10.1109/RICA160863.2023.10489539>
- 89.**Yeh, Shen, W.-C., Ma, C.-W., Yeh, Q.-T., Kuo, C.-W., & Chen, J.-S. (2023). Real-time Human Movement Recognition and Interaction in Virtual Fitness using Image Recognition and Motion Analysis. *2023 12th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST)*, 242-246. <https://doi.org/10.1109/iCAST57874.2023.10359266>
- 90.**Zadworna, M. (2022). Pathways to healthy aging – Exploring the determinants of self-rated health in older adults. *Acta Psychologica*, 228, 103651. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2022.103651>
- 91.**Zahedian-Nasab, N., Jaber, A., Shirazi, F., & Kavousipor, S. (2021). Effect of virtual reality exercises on balance and fall in elderly people with fall risk: A randomized controlled trial. *BMC Geriatrics*, 21(1), 509. <https://doi.org/10.1186/s12877-021-02462-w>
- 92.**Zeng, Z., Liu, Y., Hu, X., Tang, M., & Wang, L. (2022). Validity and Reliability of Inertial Measurement Units on Lower Extremity Kinematics During Running: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Sports Medicine - Open*, 8(1), 86. <https://doi.org/10.1186/s40798-022-00477-0>

ANEXOS

Anexo 1 Prueba de Batería corta de desempeño físico

Batería corta de desempeño físico (SPPB)

1. Prueba de balance		
	A. Pararse con los pies uno al lado del otro ¿Mantuvo la posición al menos por 10 segundos? Si el participante no logró completarlo, finaliza la prueba de balance.	Sí <input type="checkbox"/> (1 punto) No <input type="checkbox"/> (0 punto) Se rehúsa <input type="checkbox"/>
	B. Pararse en posición semi-tándem ¿Mantuvo la posición al menos por 10 segundos? Si el participante no logró completarlo, finaliza la prueba de balance.	Sí <input type="checkbox"/> (1 punto) No <input type="checkbox"/> (0 puntos) Se rehúsa <input type="checkbox"/>
	C. Pararse en posición tándem ¿Mantuvo la posición al menos por 10 segundos? Tiempo en seg _____ (máx. 15)	Sí <input type="checkbox"/> (2 punto) Sí <input type="checkbox"/> (1 punto) No <input type="checkbox"/> (0 punto) Se rehúsa <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> 0= <3.0 seg o no lo intenta. <input type="checkbox"/> 1= 3.0 a 9.99 seg. <input type="checkbox"/> 2= 10 a 15 seg.		SUBTOTAL Puntos: /4
2. Velocidad de marcha (recorrido de 4 metros)		
	A. Primera medición Tiempo requerido para recorrer la distancia Si el participante no logró completarlo, finaliza la prueba.	Seg: <input type="checkbox"/> Se rehúsa <input type="checkbox"/>
	B. Segunda medición Tiempo requerido para recorrer la distancia Si el participante no logró completarlo, finaliza la prueba.	Seg: <input type="checkbox"/> Se rehúsa <input type="checkbox"/>
Calificación de la medición menor. <input type="checkbox"/> 1= >8.70 seg. <input type="checkbox"/> 2= 6.21 a 8.70 seg. <input type="checkbox"/> 3= 4.82 a 6.20 seg. <input type="checkbox"/> 4= <4.82 seg.		SUBTOTAL Puntos: /4
3. Prueba de levantarse cinco veces de una silla		
	A. Prueba previa (no se califica, sólo para decidir si pasa a B) ¿El paciente se levanta sin apoyarse en los brazos? Si el participante no logró completarlo, finaliza la prueba.	Sí <input type="checkbox"/> No <input type="checkbox"/> Se rehúsa <input type="checkbox"/>
	B. Prueba repetida de levantarse de una silla Tiempo requerido para levantarse cinco veces de una silla	Seg: <input type="checkbox"/> Se rehúsa <input type="checkbox"/>
Calificación de la actividad. 0= Incapaz de realizar cinco repeticiones o tarda > 60 seg 1= 16.7 a 60 seg. 2= 13.7 a 16.69 seg. 3= 11.2 a 13.69 seg 4= < o igual 11.19 seg		SUBTOTAL Puntos: /4
TOTAL BATERÍA CORTA DE DESEMPEÑO FÍSICO (1+2+3)/12		Puntos: /12

Ilustración 18: Prueba de batería corta de desempeño físico (SPPB)

Anexo 2 Consentimiento Informado

Proyecto MOTIVA: Ecosistema computacional con apoyo motivacional y evaluación funcional para un programa autónomo de ejercicio para un envejecimiento saludable

Investigador Principal: Dr. Ricardo Imbert Paredes

Teléfono de contacto:

Yo, (**nombre y apellidos del participante**)

Declaro que:

He leído la hoja de información que me han facilitado.

He podido formular las preguntas que he considerado necesarias acerca del estudio.

He recibido información adecuada y suficiente sobre el estudio.

He hablado con (**nombre del investigador**).

Comprendo que autorizo de forma voluntaria que mi imagen sea grabada.

Comprendo que puedo retirar mi autorización para que mi imagen sea grabada:

- Cuando quiera,
- Sin tener que dar explicaciones,
- Sin que esto repercuta en mis cuidados médicos,
- Sin que esto me excluya de participar en el estudio.

Presto libremente mi conformidad para que mi imagen pueda ser grabada en soporte audiovisual.

Nombre y apellidos del participante:

Firma:

Fecha:

Nombre investigador

Firma del investigador

Ilustración 19: Carta de consentimiento informado

Anexo 3 Prueba de Valoración de Vivifrail

VALORACIÓN FUNCIONAL			
<p>Limitación grave DISCAPACITADO</p> <p>Marcha nula. En silla o encamado. Normalmente no puede mantenerse en pie. No hace levantadas.</p>	<p>Limitación moderada FRÁGIL</p> <p>Marcha con dificultad o con ayuda. Hace alguna levantada. Con dificultad de completar pruebas de equilibrio.</p>	<p>Limitación leve FRÁGIL PREFRÁGIL</p> <p>Marcha autónoma. Trastornos de la marcha. Equilibrio sutil. Alguna dificultad para hacer 5 levantadas.</p>	<p>Limitación mínima o sin limitación AUTÓNOMO</p>
<p>SPPB 0-3 VM (6m) < 0,5 m/s</p>	<p>SPPB 4-6 VM (6m) 0,5 - 0,8 m/s</p>	<p>SPPB 7-9 VM (6m) 0,9 - 1 m/s</p>	<p>SPPB 10-12 VM (6m) > 1 m/s</p>
<p>A</p>	<p>B</p>	<p>Camina 10'-30' 30'-45'</p> <p>C1 C2</p>	<p>D</p>
<p>Limitación grave Discapacitado</p> <p>Haciendo estos ejercicios conseguirás levantarte de la silla</p>	<p>Limitación moderada Frágil</p> <p>Si haces estos ejercicios notarás una gran mejoría</p>	<p>Limitación leve Frágil Pre-frágil</p> <p>El objetivo de estos ejercicios es que sigas disfrutando caminando</p>	<p>Limitación mínima o sin limitación</p> <p>¡No te relajes! Si paras puedes empeorar rápidamente</p>

Ilustración 20: Valoración Funcional de ejercicios basados en Vivifrail



RUEDA DE EJERCICIOS

CAMINAR

PUEDES EMPEZAR A CAMINAR CUANDO HAYAS MEJORADO TU FUERZA MUSCULAR.

5-10 SEGUNDOS 5 SERIES.

AUMENTA EL TIEMPO HASTA CONSEGUIR CAMINAR 1-2 MINUTOS DE MANDERA CONTINUA.

DESCANSAR

RECUERDE DESCANSAR ENTRE SERIES.

RESPIRAR CORRECTAMENTE

RESPIRE NORMALMENTE, NO CONTENGA LA RESPIRACIÓN DURANTE LOS EJERCICIOS.

EJERCICIO

EN CASO DE DUDA SOBRE CÓMO REALIZAR LOS EJERCICIOS CONSULTE EN LAS PAGINAS INTERIORES DEL PASAPORTE.



El proyecto ha sido cofinanciado al 65% por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) a través del Programa Interreg V.A España-Francia-Andorra (POCTEFA 2014-2020). El objetivo del POCTEFA es reforzar la integración económica y social de la zona fronteriza España-Francia-Andorra. Su ayuda se concentra en el desarrollo de actividades económicas, sociales y medioambientales transformadoras a través de estrategias conjuntas a favor del desarrollo territorial sostenible.

Programa multilingüe de atención básica para la prevención de la fragilidad y el riesgo de caídas. ViviFrail.

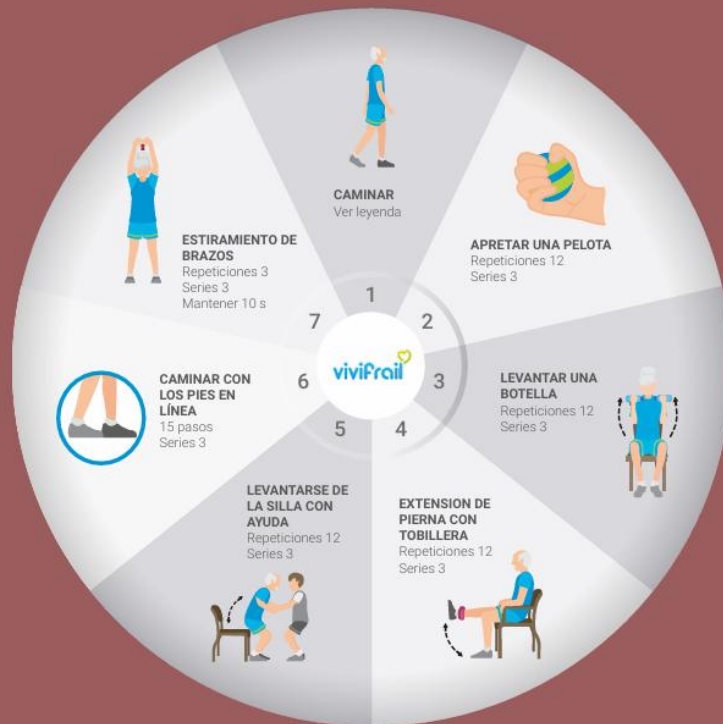


Ilustración 21:Rueda A de Vivifrail

Anexo 4 Tablas de Excel

TABLA DE RESULTADOS								
Participante	Ejercicio	Series	Repeticiones Detectadas			Falsos Positivos	Falsos Negativos	Comentarios
Sergio	Caminar	2/5	10/10 segundos	10/10 segundos				probar debido al tiempo de retraso
	Apretar una pelota	3/3	14/12	15/12	13/12		6	
	Levantar una botella	3/3	13/12	15/12	12/12	2	5	
	Extensión de pierna	3/3	20/15	23/15	15/15		13	posicionada por ende no capto bien las repeticiones
	Levantarse de la silla	3/3	13/12	13/12	12/12	1	1	
	Caminar con los pies e	3/3	15/15	17/15	15/15		2	Se cuentan solo que tambien hay un tiempo de retardo
	Estiramiento de brazos	3/3	3/3	3/3	3/3			
Participante	Ejercicio	Series	Repeticiones Detectadas			Falsos Positivos	Falsos Negativos	Comentarios
Juan	Caminar	2/5	10/10 segundos	10/10 segundos				probar debido al tiempo de retraso
	Apretar una pelota	3/3	14/12	12/12	16/12		6	la hacia demasiada rapida
	Levantar una botella	3/3	12/12	13/12	14/12	1	3	
	Extensión de pierna	3/3	15/15	18/15	16/15		5	
	Levantarse de la silla	3/3	12/12	12/12	12/12			
	Caminar con los pies e	3/3	15/15	15/15	15/15			Se cuentan solo que tambien hay un tiempo de retardo
	Estiramiento de brazos	3/3	3/3	3/3	3/3			
Participante	Ejercicio	Series	Repeticiones Detectadas			Falsos Positivos	Falsos Negativos	Comentarios
Alba	Caminar	2/5	10/10 segundos	10/10 segundos				probar debido al tiempo de retraso
	Apretar una pelota	3/3	12/12	12/12	12/12			
	Levantar una botella	3/3	14/12	13/12	12/12		3	
	Extensión de pierna	3/3	15/15	15/15	15/15			Ella fue la que mejor realizo los ejercicios de una forma normal y no rápido
	Levantarse de la silla	3/3	12/12	12/12	12/12			
	Caminar con los pies e	3/3	12/12	12/12	12/12			
	Estiramiento de brazos	3/3	12/12	12/12	12/12			
Participante	Ejercicio	Series	Repeticiones Detectadas			Falsos Positivos	Falsos Negativos	Comentarios
Ismael	Caminar	2/5	10/10 segundos	10/10 segundos				probar debido al tiempo de retraso
	Apretar una pelota	3/3	12/12	12/12	12/12	3		
	Levantar una botella	3/3	15/12	13/12	12/12	1	4	
	Extensión de pierna	3/3	15/15	15/15	15/15			
	Levantarse de la silla	3/3	12/12	12/12	12/12			
	Caminar con los pies e	3/3	15/15	15/15	15/15			Se cuentan solo que tambien hay un tiempo de retardo
	Estiramiento de brazos	3/3	3/3	3/3	3/3			

Ilustración 22: Tabla para hacer las pruebas de ejercicios para cada participante

Anexo 5 Personas realizando los ejercicios

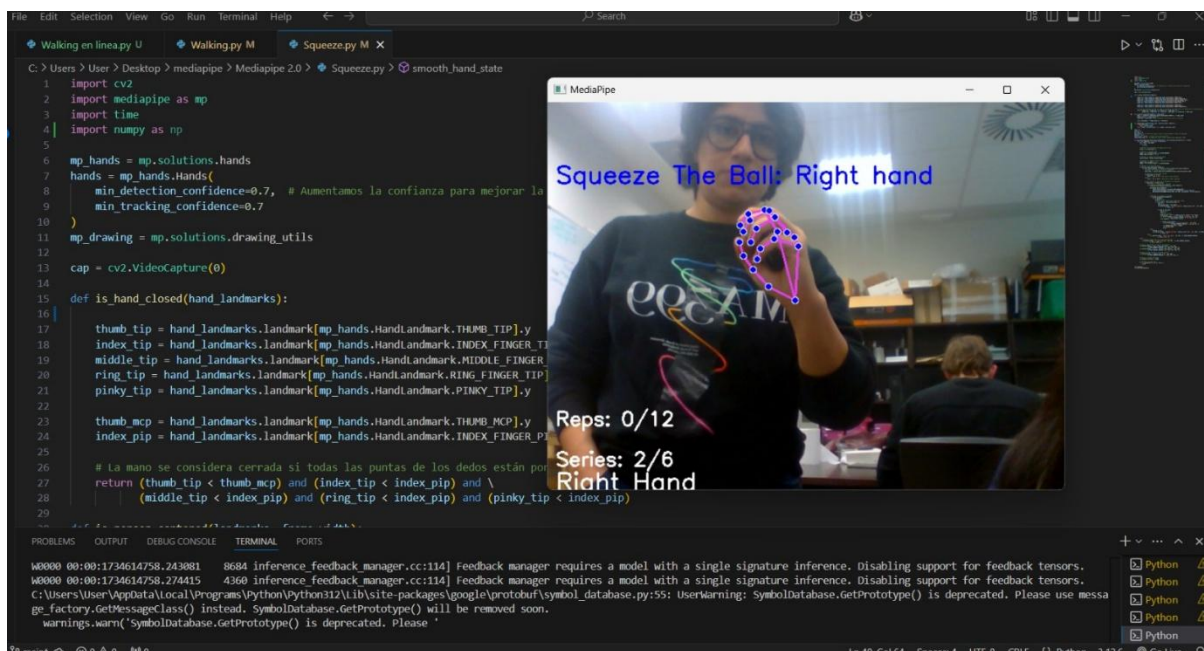


Ilustración 23: Participante en prueba de ejercicio de apretar la pelota

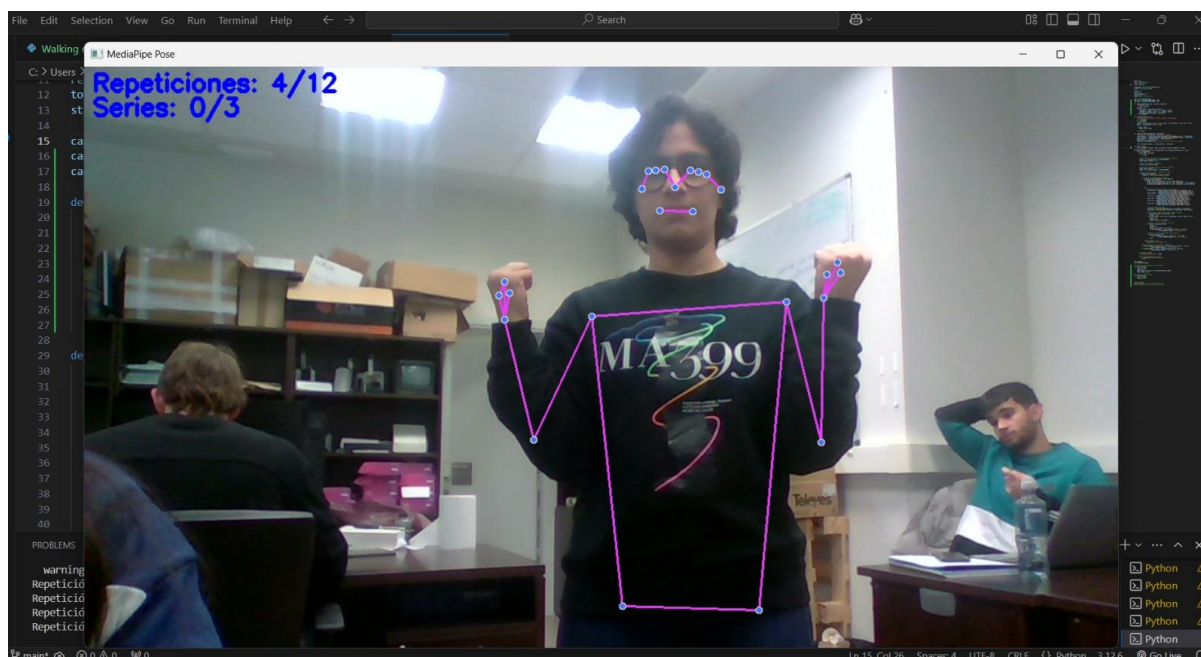


Ilustración 24: Participante en prueba de ejercicio levantamiento de brazos

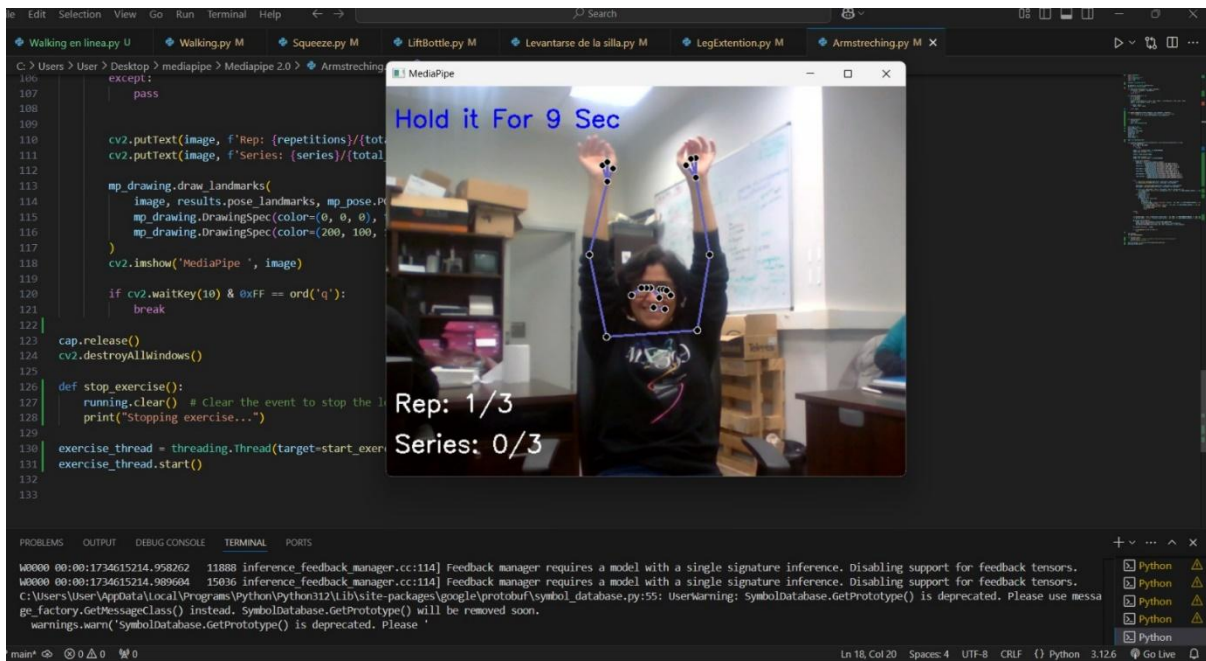


Ilustración 25: Prueba de participante con ejercicio de estiramiento de brazos

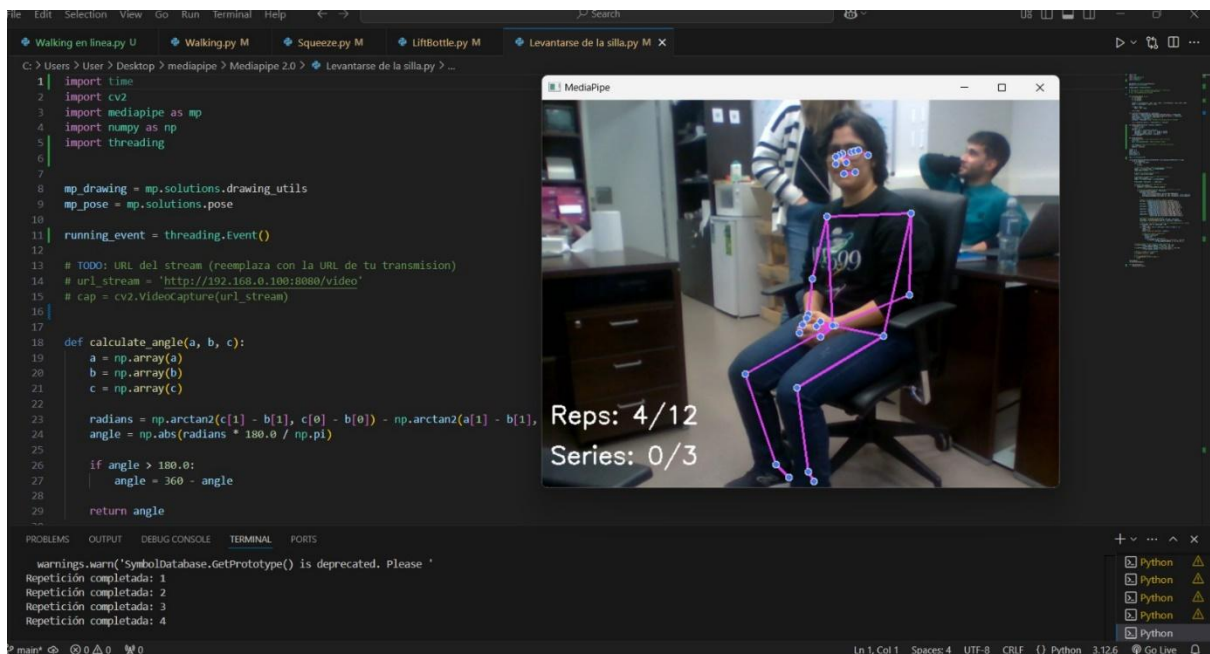


Ilustración 26: Prueba de participante con ejercicio de levantarse de la silla

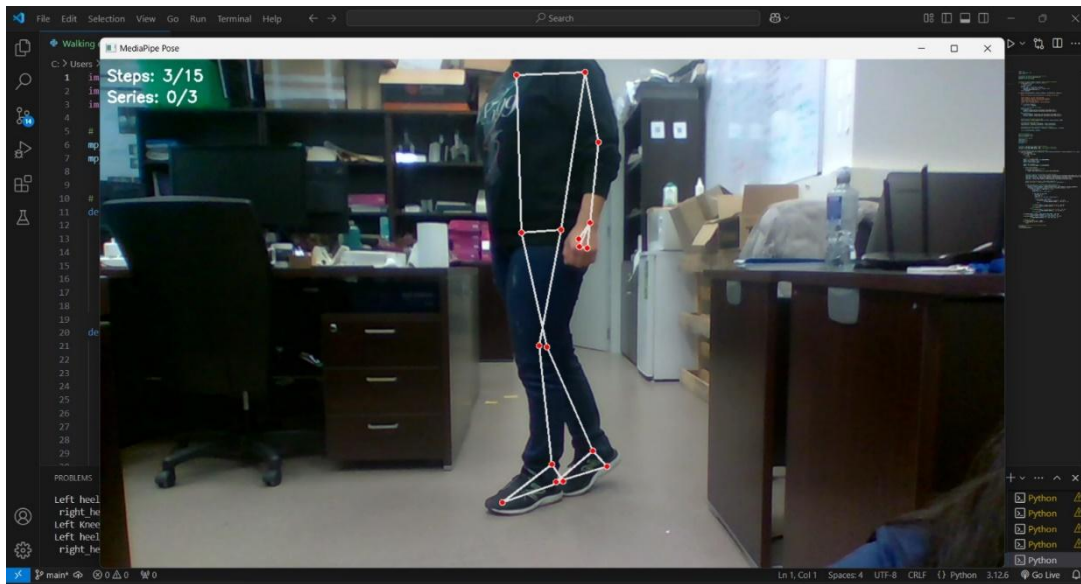


Ilustración 27: Prueba de participante con ejercicio de caminar en línea

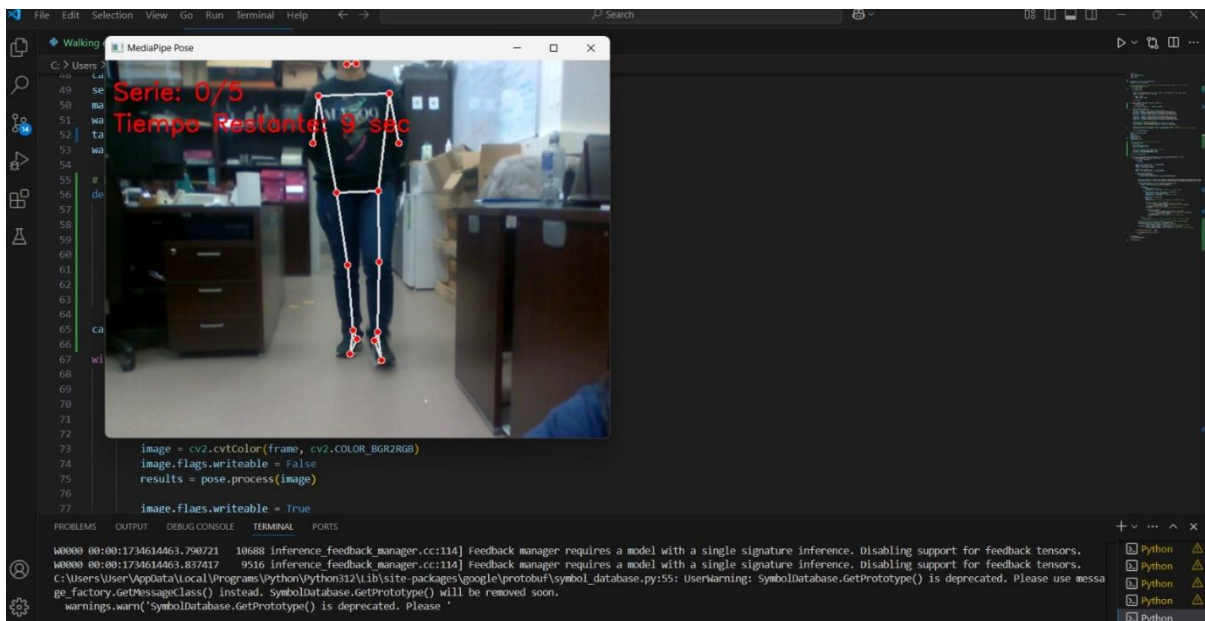


Ilustración 28: Prueba de participante con ejercicio de caminar

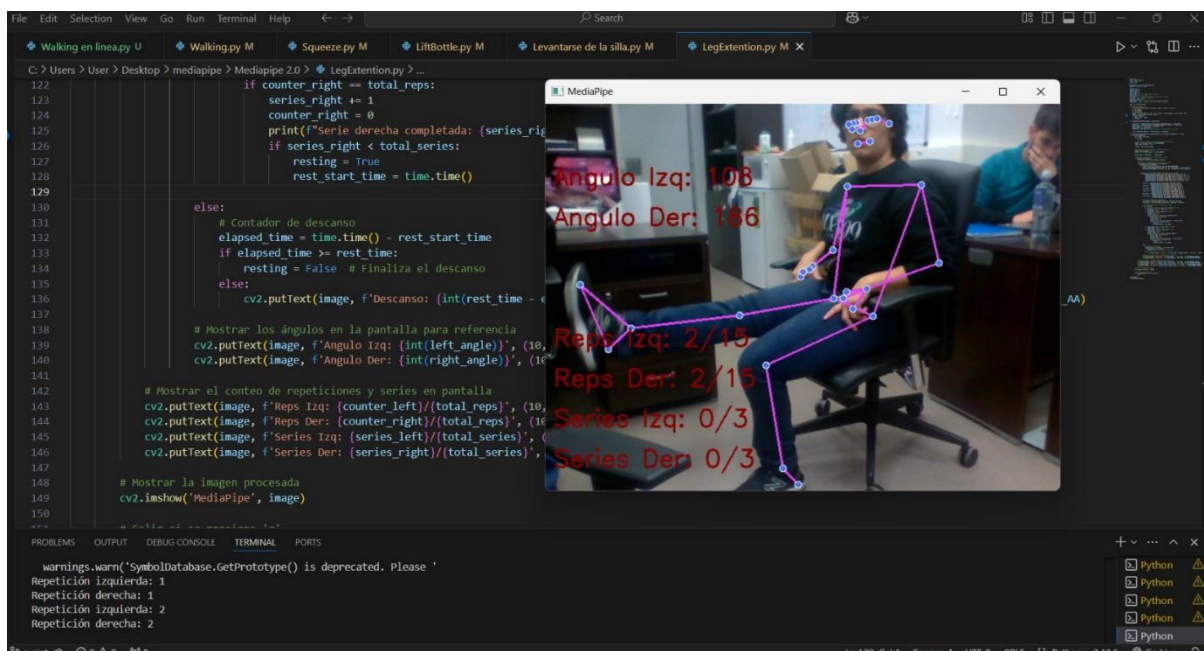


Ilustración 29: Prueba de participante con ejercicio de estiramiento de pierna