



Universidad Autónoma de San Luis Potosí

Facultad de Ingeniería

Centro de Investigación y Estudios de Posgrado



Digitalización y evaluación automática del desempeño en procesos de ensamble manual utilizando realidad aumentada con retroalimentación de movimiento

TESIS

Para obtener el grado de:

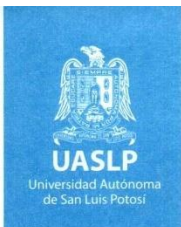
Doctor en Ingeniería Mecánica

Presenta:

M.S.C Rodrigo Delgadillo Gaytán

Asesor:

Dr. Hugo Iván Medellín Castillo



20 de junio de 2024

**M.S.C. RODRIGO DELGADILLO GAYTÁN
P R E S E N T E.**

En atención a su solicitud de Temario, presentada por el **Dr. Hugo Iván Medellín Castillo**, Asesor de la Tesis que desarrollará Usted, con el objeto de obtener el Grado de **Doctor en Ingeniería Mecánica**, me es grato comunicarle que en la sesión del H. Consejo Técnico Consultivo celebrada el día 20 de junio del presente, fue aprobado el Temario propuesto:

TEMARIO:

"Digitalización y evaluación automática del desempeño en procesos de ensamble manual utilizando realidad aumentada con retroalimentación de movimiento"

1. Introducción.
 2. Antecedentes y estado del arte del uso de realidad aumentada en procesos de manufactura.
 3. Diseño y desarrollo de un sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento.
 4. Desarrollo e implementación de casos de estudio de procesos de ensamble.
 5. Metodología experimental para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual.
 6. Análisis y discusión de resultados.
 7. Conclusiones.
- Referencias.
Apéndices.

"MODOS ET CUNCTARUM RERUM MENSURAS AUDEBO"

A T E N T A M E N T E

DR. EMILIO JORGE GONZÁLEZ GALVÁN
DIRECTOR.



www.uaslp.mx

Av. Manuel Nava 8
Zona Universitaria - CP 78290
San Luis Potosí, S.L.P.
tel. (444) 826 2330 al 39
fax (444) 826 2336

Copia. Archivo
*etn.

"UASLP, con profesionistas abiertos al mundo"

Resumen

En la industria de la manufactura los procesos de ensamble manual siguen siendo fundamentales para la producción de bienes o productos. No obstante, estos procesos enfrentan desafíos significativos, como la necesidad de precisión, la reducción de errores y la optimización de tiempos. En este contexto, las tecnologías emergentes, como la realidad aumentada y los sistemas de digitalización de movimiento, se han consolidado como herramientas clave para mejorar la eficiencia operativa. Estas tecnologías permiten ofrecer asistencia en tiempo real y retroalimentación efectiva para mejorar el desempeño. Además, facilitan una evaluación objetiva del desempeño, transformando los procesos de ensamble manual y minimizando las limitaciones inherentes al factor humano.

La presente tesis tiene como objetivo el desarrollo de un sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual. Se plantea que es posible utilizar la realidad aumentada para guiar a un usuario durante un proceso de ensamble manual, al mismo tiempo que se digitalizan y retroalimentan los movimientos realizados, lo cual permitiría evaluar el desempeño del usuario mediante la información recopilada, proporcionando una retroalimentación objetiva al finalizar el proceso de ensamble. Este sistema combina tecnologías avanzadas, como sensores de captura de movimiento y motores gráficos, con el objetivo de proporcionar asistencia visual en tiempo real y retroalimentación para ejecutar y optimizar el proceso de ensamble manual. El sistema desarrollado, nombrado ARMAS por sus siglas en inglés (Augmented Reality for Manual Assembly System), considera una arquitectura modular, la cual está compuesta por módulos para el rastreo del movimiento del usuario y de los componentes del ensamble, el control de la interfaz y la gestión de la información. Se emplearon dispositivos como el sensor Leap Motion Controller (LMC) y algoritmos como el Dynamic Time Warping (DTW) para la digitalización de movimientos y la evaluación de trayectorias.

Durante el desarrollo de este trabajo se llevaron a cabo pruebas con dos casos de estudio distintos para demostrar la eficacia del sistema en la guía de los usuarios durante el ensamble y en la evaluación del desempeño de los participantes mediante métricas objetivas. Los resultados obtenidos demuestran que el uso de realidad aumentada, combinado con la digitalización del movimiento, mejora la destreza del usuario para realizar el ensamble correctamente, reduce errores y optimiza los tiempos de ejecución en procesos de ensamble manual. Este trabajo representa una contribución significativa para la industria manufacturera, al integrar tecnologías emergentes para aumentar la eficiencia y mejorar la seguridad operativa en operaciones de ensamble manual.

Abstract

In the manufacturing industry, manual assembly processes remain essential for producing products or goods. However, these processes face significant challenges, such as the need for precision, error reduction, and time optimization. In this context, emerging technologies, such as augmented reality and motion digitization systems, have become key tools for enhancing operational efficiency. These technologies provide real-time assistance and feedback to enhance the assembly performance. Additionally, they facilitate an objective performance evaluation, transforming the manual assembly processes and minimizing the limitations inherent to human factors.

The aim of this thesis is to develop an augmented reality system with motion feedback to digitize and evaluate the performance in manual assembly processes. It is proposed that it is possible to use augmented reality to guide a user through a manual assembly process, while simultaneously digitizing and providing feedback on the movements performed, which would allow for the evaluation of the user's performance based on the collected information, providing objective feedback upon completion of the assembly process. The system integrates advanced technologies, such as motion capture sensors and graphic engines, to deliver real-time visual assistance and feedback to execute and optimize the assembly process. The developed system, ARMAS (Augmented Reality for Manual Assembly System), incorporates a modular architecture, which comprises modules for tracking the user and assembly component movements, interface control, and information management. Devices such as the Leap Motion Controller (LMC) and algorithms like the Dynamic Time Warping (DTW), were employed for the motion digitization and the trajectory evaluation.

During the development of this work, two different case studies were analysed to demonstrate the system's effectiveness in guiding users during the assembly and in evaluating the users' performance using objective metrics. The results have demonstrated that the combination of augmented reality and motion digitization enhances the user's skill to perform the assembly, reduces errors, and optimizes the execution times of manual assembly processes. This work makes a significant contribution to the manufacturing industry by integrating emerging technologies to enhance the efficiency and improve the operational safety in manual assembly operations.

Agradecimientos

A mis padres German Delgadillo Delgadillo y Ma. Elena Gaytán Chávez por su apoyo incondicional, cariño y paciencia, que han sido pilares fundamentales en mi desarrollo académico desde el principio. Por ser mi soporte emocional en los momentos más desafiantes, por siempre estar ahí para mí, y mantenerme enfocado y decidido en el logro de mis metas. Este logro, en gran medida, es gracias a ustedes, y no encuentro palabras suficientes para expresar mi agradecimiento por todo lo que han hecho por mí.

A mi asesor de tesis el Dr. Hugo Iván Medellín Castillo por su invaluable guía, asesoramiento y paciencia a lo largo del desarrollo de este proyecto. Su dedicación y la calidad humana con la que me acompañó durante mis estudios hicieron que la experiencia del doctorado no solo fuera enriquecedora, sino también gratificante. Agradezco profundamente el tiempo y esfuerzo que dedicó a este trabajo, ya que su apoyo fue esencial para alcanzar este objetivo.

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (Conahcyt) por brindarme el apoyo económico necesario a lo largo de mis estudios, permitiéndome concentrarme plenamente en mi formación y superar los retos que se presentaron en el camino.

Al Comité académico del Posgrado en ingeniería Mecánica, por su guía académica y profesional, así como por su compromiso con mi formación.

A la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de San Luis Potosí, por ofrecerme una formación integral y de calidad que ha sido determinante en mi desarrollo tanto profesional como personal.

Contenido

Resumen	ii
Abstract	iii
Agradecimientos.....	iv
Contenido	v
Índice de figuras	viii
Índice de tablas	xi
Nomenclatura	xii
1 Introducción	1
1.1 Procesos de ensamble industrial.....	1
1.2 Procesos de ensamble manual.....	1
1.3 Realidad aumentada.....	2
1.4 Digitalización de movimientos.....	4
1.5 Justificación	6
1.6 Hipótesis.....	7
1.7 Objetivo general.....	7
1.8 Objetivos específicos.....	7
1.9 Organización de la tesis	7
2 Antecedentes y estado del arte del uso de realidad aumentada en procesos de manufactura	8
2.1 Procesos de ensamble manual.....	8
2.2 Evaluación del ensamble manual	9
2.3 Generación de trayectorias de movimiento	10
2.4 Realidad aumentada en ensambles manuales.....	11
2.5 Realidad aumentada.....	12
2.5.1 Hardware y software en sistemas de realidad aumentada	14
2.5.2 Sistema de seguimiento	15
2.5.3 Dispositivos de visualización	16
2.6 Motor gráfico para realidad aumentada	18
2.7 Sistemas y aplicaciones de realidad aumentada relacionados	18
2.8 Dispositivos de visualización.....	20
2.9 Software y código de desarrollo.....	20
2.10 Digitalización y retroalimentación de movimiento	21

2.11	Evaluación de desempeño	22
3	Diseño y desarrollo de un sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento 23	
3.1	Requerimientos del sistema	23
3.2	Selección de herramientas y tecnologías	25
3.2.1	Equipo de computo	26
3.2.2	Sensor de movimiento.....	26
3.2.3	Cámaras web.....	28
3.2.4	Motor gráfico.....	28
3.2.5	Rastreo de componentes	28
3.2.6	Procesamiento de imágenes y video	29
3.2.7	Detección de objetos	29
3.2.8	Comparación de trayectorias.....	30
3.3	Diseño del sistema	31
3.3.1	Módulo de rastreo	32
3.3.2	Módulo servidor	34
3.3.3	Módulo de interfaz	35
3.4	Implementación del sistema	38
3.4.1	Implementación del módulo de rastreo.....	38
3.4.2	Implementación del módulo servidor	42
3.4.3	Implementación de módulo interfaz	44
3.5	Algoritmos	51
3.5.1	Algoritmo para detección individual de objetos idénticos	51
3.5.2	Algoritmo para comparación de trayectorias	53
3.6	Pruebas de implementación.....	54
4	Desarrollo e implementación de casos de estudio de procesos de ensamble	61
4.1	Casos de estudio	61
4.1.1	Caso 1: Bomba de aceite.....	61
4.1.2	Caso 2: Transformador de movimiento.....	62
4.2	Desarrollo de modelos tridimensionales.....	62
4.3	Fabricación de las piezas	65
4.4	Entrenamiento para la detección objetos.....	66
4.4.1	Recolección del conjunto de imágenes.....	66

4.4.2	Creación de conjunto de datos en Roboflow	66
4.4.3	Etiquetado del conjunto de imágenes	68
4.4.4	Ensamble de bomba de aceite.....	70
4.4.5	Ensamble de transformador de movimiento	71
4.5	Integración en el sistema.....	72
5	Metodología experimental para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual	74
5.1	Configuración de espacio de trabajo.....	74
5.2	Digitalización de movimiento.....	75
5.3	Ensamble de la bomba de aceite	76
5.4	Ensamble del transformador de movimiento	80
6	Análisis y discusión de resultados.....	84
6.1	Caso 1: Ensamble de bomba de aceite	84
6.1.1	Calidad de la detección de movimiento	84
6.1.2	Evaluación del desempeño.....	85
6.1.3	Mejora en el desempeño de los participantes.....	89
6.1.4	Usabilidad del sistema	91
6.2	Caso 2: Ensamble de transformador de movimiento	92
6.2.1	Calidad de la detección de movimiento	92
6.2.2	Evaluación del desempeño.....	93
6.2.3	Mejora en el desempeño de los participantes.....	97
6.2.4	Usabilidad del sistema	99
7	Conclusiones.....	101
7.1	Conclusiones generales sobre el sistema	101
7.2	Contribuciones de la investigación	103
7.2.1	Sistema de realidad aumentada	103
7.2.2	Digitalización de trayectorias.....	104
7.2.3	Retroalimentación de movimiento	105
7.3	Trabajo futuro	105
	Referencias.....	107
	Apéndices.....	115
	Apéndice A	115

Índice de figuras

Figura 1.1. Sistema de realidad aumentada.	3
Figura 1.2. Formas usadas para generar la RA frente al trabajador [12]: a) a través de dispositivo óptico, b) a través de video, c) a través de proyección de imágenes.	4
Figura 1.3. Rastreo de manos usando el visualizador del Sensor LMC [23].	5
Figura 1.4. Área de acción del sensor LMC [21].	6
Figura 2.1. Sistema Augmented Reality via Expert Demonstration Authoring (AREDA).	10
Figura 2.2. Visor montado en la cabeza (Headset) para sensor LMC.	12
Figura 2.3. Realidad aumentada en proceso de mantenimiento [51].	13
Figura 2.4. Aplicaciones de RA y RV en manufactura 1.	14
Figura 2.5. Aplicaciones de RA y RV en manufactura 2.	14
Figura 2.6. Sensor LMC.	15
Figura 2.7. Pantallas de visualización, técnica y posicionamiento en realidad aumentada [56].	17
Figura 3.1. Puntos de rastreo del Leap Motion [67].	27
Figura 3.2. Vista explotada del sensor Leap Motion y visualización del área de trabajo [21].	27
Figura 3.3. Arquitectura del sistema RA desarrollado.	31
Figura 3.4. Configuración del submódulo de rastreo de manos.	32
Figura 3.5. Sistemas de coordenadas del sensor Leap Motion.	33
Figura 3.6. Submódulo de rastreo de objetos.	34
Figura 3.7. Diagrama de entidad relación del módulo servidor.	35
Figura 3.8. Pantalla de ingreso de usuarios.	36
Figura 3.9. Pantalla de realidad aumentada con elementos estáticos.	36
Figura 3.10. Pantalla de realidad aumentada con elementos dinámicos.	37
Figura 3.11. Pantalla de evaluación.	38
Figura 3.12. Configuración de espacio de pruebas.	39
Figura 3.13. Puntos establecidos para la primera prueba: a) nomenclatura y b) ubicación espacial en espacio de trabajo.	39
Figura 3.14. Configuración para segunda prueba.	40
Figura 3.15. Funcionamiento de registro de datos.	40
Figura 3.16. Proceso de entrenamiento para detección de objetos.	41
Figura 3.17. Proceso de etiquetado y generación de enlace.	41
Figura 3.18. Proceso general de detección de objetos.	42
Figura 3.19. Elementos generales de la interfaz del sistema desarrollado.	46
Figura 3.20. Pantalla de registro (Pantalla 1).	46
Figura 3.21. Pantalla de inicio (Pantalla 2).	47
Figura 3.22. Acomodo de posiciones iniciales (Pantalla 3).	47
Figura 3.23. Pantalla de espera (Pantalla 4).	48
Figura 3.24. Pantalla de acciones de ensamblaje 1 (Pantalla 5).	48
Figura 3.25. Pantalla de operaciones de fijación (Pantalla 6): a) Fase uno de pantalla y b) Fase dos de pantalla	49
Figura 3.26. Pantalla de evaluación.	50
Figura 3.27. Proceso general de obtención de modelos 3D.	50
Figura 3.28. Detección de todas las piezas.	51

Figura 3.29. Detección individual de piezas.	52
Figura 3.30. Algoritmo para detección real de piezas individuales idénticas.	52
Figura 3.31. Ejemplo de aplicación de algoritmo.	52
Figura 3.32. Ejemplo de matriz de distancia.	54
Figura 3.33. Metodología experimental para la prueba de rastreo de manos y servidor [9].	55
Figura 3.34. Tarea de ensamble manual de bomba de aceite: a) configuración inicial, b) marcas de orientación y configuración inicial.	56
Figura 3.35. Instrucciones de ensamble para la bomba de aceite.	56
Figura 3.36. Participante realizando la tarea de ensamble de la bomba.	57
Figura 3.37. Puntuaciones de ensamble globales de todos los participantes.	58
Figura 3.38. Resultados de validación de puntuación global de ensamble.	59
Figura 3.39. Trayectorias 3D: a) participante 1, b) participante 2	60
Figura 3.40. Trayectoria 3D del experto.	60
Figura 4.1. Bomba de aceite: a) ensamblada y b) en partes.	62
Figura 4.2. Transformador de movimiento: (a) ensamblado, (b) en partes.	62
Figura 4.3. Metodología general para la obtención de modelos 3D.	63
Figura 4.4. Cambio de posición: (a) Posición inicial y (b) Posición deseada.	63
Figura 4.5. Ajuste de estructura y color: (a) Modelo unificado, (b) Modelo dividido y con color extra aplicado.	64
Figura 4.6. Cambio en escala: (a) Ajuste de escala, (b) Ajuste establecido como escala base.	64
Figura 4.7. Exportación del archivo FBX.	65
Figura 4.8. Proceso de creación de piezas del ensamble.	66
Figura 4.9. Análisis del conjunto de imágenes en Roboflow.	68
Figura 4.10. Herramienta de etiquetado de Roboflow.	69
Figura 4.11. Etiquetado con asistente.	69
Figura 4.12. Ensamble de la bomba de aceite.	70
Figura 4.13. Etiquetado con herramienta de polígono.	71
Figura 4.14. Piezas del caso 2 de ensamblaje.	71
Figura 4.15. Proceso general para la obtención de imágenes digitales.	72
Figura 4.16. Etiquetado automático con asistente de Roboflow.	72
Figura 4.17. Agregado de modelos 3D en el proyecto de Unity.	73
Figura 4.18. Agregado de modelos dentro del interfaz.	73
Figura 5.1. Configuración general de espacio de trabajo para las pruebas experimentales.	74
Figura 5.2. Soporte impreso para el sensor y cámara: (a) espacio para sensor, (b) ranura para cámara web.	75
Figura 5.3. Metodología de digitalización de movimiento.	75
Figura 5.4. Detección de mano derecha durante ensamble.	76
Figura 5.5. Metodología de la prueba experimental correspondiente a la bomba de aceite.	77
Figura 5.6. Etapa de posiciones iniciales: a) acomodadas y b) sin acomodar.	78
Figura 5.7. Ejemplo de etapa de ensamble: (a) ejemplo 1, (b) ejemplo 2.	78
Figura 5.8. Pantalla de retroalimentación al usuario.	79
Figura 5.9. Metodología experimental para la prueba del ensamble del transformador de movimiento.	80

Figura 5.10. Etapa de posiciones iniciales: (a) guía de posiciones de iniciales, (b) piezas colocadas adecuadamente.	81
Figura 5.11. Realidad aumentada de asistencia para el ensamble del transformador de movimiento lineal.	81
Figura 5.12. Pantalla del proceso de atornillado.	82
Figura 5.13. Ejemplo de pantalla de evaluación.	83
Figura 6.1. Resultados del conteo de la calidad de las detecciones.	85
Figura 6.2. Resultados promedio de las métricas de desempeño, caso 1.	85
Figura 6.3. Resultados del desempeño global de los participantes en la primera iteración, caso 1.	88
Figura 6.4. Resultados del desempeño global para cada iteración, caso 1.	89
Figura 6.5. Resultados de mejora en el desempeño de los participantes, caso 1.	90
Figura 6.6. Errores y fallas registradas en las evaluaciones de participantes sin mejora del desempeño.	91
Figura 6.7. Resultados de la evaluación de usabilidad del sistema, caso 1.	92
Figura 6.8. Porcentajes de tiempo de detección del sensor durante las pruebas del caso 2.	93
Figura 6.9. Resultados promedio de las métricas de desempeño, caso 2.	94
Figura 6.10. Resultados del desempeño global de los participantes en la primera iteración, caso 2.	96
Figura 6.11. Resultados del desempeño global de los participantes en la última iteración, caso 2.	97
Figura 6.12. Resultados de mejora en el desempeño de los participantes, caso 2.	98
Figura 6.13. Errores y fallos registrados en participantes con decremento de desempeño, caso 2.	99
Figura 6.14. Resultados de la evaluación de usabilidad del sistema, caso 2.	100
Figura 7.1. Ejemplo de indicadores usando la realidad aumentada del sistema desarrollado.	104

Índice de tablas

Tabla 2.1. Resumen de sistemas de realidad aumentada para manufactura reportados en la literatura.	19
Tabla 3.1. Requerimientos funcionales generales del sistema.	24
Tabla 3.2. Requerimientos no funcionales generales del sistema.	25
Tabla 6.1. Desviación estándar de los valores de las métricas de desempeño, caso 1.	86
Tabla 6.2. Matriz de correlación de métricas y puntuación global del desempeño, caso 1.	87
Tabla 6.3. Desviación estándar de los valores de las métricas de desempeño, caso 2.	94
Tabla 6.4. Matriz de correlación de métricas y puntuación global del desempeño, caso 2.	95
Tabla 6.5. Relación de errores por iteración y número de participante.	99
Tabla 7.1. Análisis comparativo entre diversos sistemas de realidad aumentada para ensamble manuales.	103

Nomenclatura

<i>A</i>	Métrica relacionada al tiempo.
ARMAS	Sistema de Realidad Aumentada para Ensamble Manual (Augmented Reality for Manual Assembly System).
ATS	Similitud de la Trayectoria de Ensamble (Assembly Trajectory Similarity).
β	Tolerancia para puntuaciones globales y métricas.
<i>B</i>	Métrica relacionada a la distancia.
<i>C</i>	Métrica relacionada a la velocidad.
CNN	Redes Neuronales Convolucionales (Convolutional Neural Networks).
COCO	Conjunto de datos a gran escala sobre detección, segmentación y subtitulación de objetos (Common Objects in Context dataset).
CPS	Sistemas Ciberfísicos (Cyber-Physical Systems).
CUDA	Arquitectura Unificada de Dispositivos de Cómputo (Compute Unified Device Architecture).
<i>D</i>	Métrica relacionada a la energía.
DTW	Deformación Temporal Dinámica (Dynamic Time Warping).
<i>E</i>	Métrica relacionada a la similitud de trayectoria.
<i>ex</i>	Indica para métricas de experto.
FBX	Formato de archivo para modelos 3D (Filmbox).
FPS	Cuadros por Segundo (Frames Per Second).
GPU	Unidad Gráfica de Procesamiento (Graphics Processing Unit).
HHD	Dispositivo Portátil (Hand-Held Device).
HMD	Pantalla Montada en la Cabeza (Head-Mounted Display).
<i>I</i>	Valor de validación para funcionamiento del sensor.
I_{min}	Valor mínimo para validación de funcionamiento del sensor.
IoT	Internet de las Cosas (Internet of Things).
LMC	Leap Motion Controller (Leap Motion Controller).
δ	Tolerancia para tasa de rastreo.
MAS	Velocidad Media de Ensamble (Mean Assembly Speed).
<i>mg</i>	Peso de componentes manipulados.
MOCAP	Captura de Movimiento (Motion Capture).
NASA-TLX	Índice de Carga de Trabajo NASA (NASA Task Load Index).
<i>n</i>	Puntos en la trayectoria.
OpenCV	Biblioteca de Visión Computacional de Código Abierto (Open Source Computer Vision Library).
<i>op</i>	Índice para métricas de operador.
OWAS	Sistema de Análisis de Posturas de Trabajo Ovako (Ovako Working Posture Analysis System).
P_{min}	Valor mínimo aceptable para parámetros.
PLA	Ácido Poliláctico (Polylactic Acid).
RA	Realidad Aumentada (Augmented Reality).
RV	Realidad Virtual (Virtual Reality).
RULA	Evaluación Rápida de las Extremidades Superiores (Rapid Upper Limb Assessment).
SAR	Realidad Aumentada Espacial (Spatial Augmented Reality).
<i>S</i>	Puntuación global de desempeño.

SDK	Kit de Desarrollo de Software (Software Development Kit).
S_{exp}	Puntuación global obtenida por experto.
S_{min}	Puntuación global mínima aceptable.
S_r	Tasa de rastreo del sistema.
SSD	Disco de Estado Sólido (Solid-State Drive).
STL	Formato de archivo estándar para modelos 3D (Stereolithography).
TAD	Distancia Total de Ensamble (Total Assembly Distance).
TAE	Energía Total de Ensamble (Total Assembly Energy).
TCT	Tiempo de Finalización de la Tarea (Task Completion Time).
VST	Video Transparente (Video See-Through).
YOLO	Algoritmo de detección de objetos basado en redes neuronales convolucionales (You Only Look Once).
Δy	Desplazamiento en Y.

1 Introducción

1.1 Procesos de ensamble industrial

Los procesos de ensamble industrial se refieren a la secuencia de operaciones mediante las cuales se ensamblan componentes individuales para formar un producto completo. Estos procesos son fundamentales en la fabricación de bienes, ya que permiten la adecuada integración de piezas y subensambles en productos finales listos para su uso o distribución. Estos procesos impactan directamente en la eficiencia en la producción, la calidad del producto y la reducción de costos, por lo cual una adecuada optimización de los procesos de ensamble industrial puede conducir a una disminución significativa en los tiempos de producción y en los recursos necesarios, mejorando la competitividad de las empresas en el mercado global [1].

Los procesos de ensamble industrial se pueden clasificar en varias categorías dependiendo de factores como el nivel de automatización, y la flexibilidad y la naturaleza del producto. Entre las principales categorías se encuentran [2]:

- Ensamble manual: Realizado completamente por operarios humanos, adecuado para producciones de bajo volumen, productos personalizados, o ensambles complejos.
- Ensamble automatizado: Utiliza maquinaria y robots para realizar tareas repetitivas, ideal para producciones en masa donde se requiere alta precisión y velocidad.
- Ensamble híbrido: Combina operaciones manuales y automatizadas aprovechando las ventajas de ambos métodos para adaptarse a diferentes necesidades de producción.

En la industria manufacturera moderna, los procesos de ensamble han evolucionado significativamente con la incorporación de tecnologías emergentes. La adopción de sistemas de ensamble adaptativos e inteligentes han facilitado la reconfiguración rápida de líneas de producción, permitiendo a las empresas responder ágilmente a las demandas cambiantes del mercado [3].

1.2 Procesos de ensamble manual

Los procesos de ensamble manual se refieren a las actividades en las que los operarios ensamblan componentes sin la intervención directa de sistemas automatizados. Este tipo de ensamble sigue siendo relevante en la manufactura moderna debido a su alta flexibilidad, especialmente en la producción de lotes pequeños o productos personalizados. A pesar de los avances en la automatización, el ensamble manual destaca por su capacidad de adaptarse a productos complejos y en aquellos procesos que requieren la destreza humana, que la automatización aún no puede replicar completamente [4][5], [6]. Además, las nuevas

tecnologías de la ingeniería, como la realidad aumentada y los sensores inteligentes, pueden ser implementadas en las operaciones de ensamble manual sin comprometer el control que el operario tiene sobre el proceso. Estas tecnologías mejoran la calidad del ensamble al mejorar la destreza del operario y reducir los márgenes de error, manteniendo la flexibilidad y destreza propias de los operarios.

La evaluación del desempeño en las operaciones de ensamble manual permite medir la eficiencia y destreza de los operarios, así como optimizar el proceso mediante el análisis detallado de las acciones del operario durante la tarea de ensamble. En este análisis se pueden identificar patrones de interacción y comparar las acciones realizadas con las secuencias óptimas, así como detectar errores, movimientos que puedan causar fatiga o consuman más tiempo del necesario, así como también detectar inconsistencias en tiempo real [7],[8].

La evaluación de desempeño puede realizarse de forma tradicional a través de la observación directa, registro de datos y el uso de herramientas tales como cronómetros, hojas de trabajo, manuales, etc. Esta evaluación tradicional se realiza por un observador humano. Por otro lado, la evaluación del desempeño también puede realizarse usando tecnologías para monitorear en tiempo real el proceso de ensamble manual, entregando una evaluación a partir de un análisis automático [9].

1.3 Realidad aumentada

La Industria 4.0 representa una transformación radical en los sistemas productivos, impulsada por la digitalización y la integración de nuevas tecnologías. Este concepto abarca el uso de tecnologías avanzadas como la Internet de las Cosas (IoT, por sus siglas en inglés), la computación en la nube, la realidad aumentada (RA), el Big Data y los sistemas ciberfísicos (CPS, por sus siglas en inglés), todos diseñados para optimizar los procesos de producción y crear sistemas inteligentes de manufactura o fabricación. De acuerdo con [10], el principal objetivo de la Industria 4.0 es maximizar la eficiencia mediante la optimización de los costos de producción, el incremento en la calidad de los productos y la capacidad para responder ágilmente a las demandas del mercado global. Con la aplicación de tecnologías avanzadas la colaboración entre humanos y máquinas se ha intensificado, facilitando no solo tareas específicas, como el mantenimiento y la gestión de recursos, sino que también contribuyendo a una mayor flexibilidad y capacidad de adaptación en los entornos industriales [11].

La Realidad Aumentada (RA) forma parte de los pilares tecnológicos de la Industria 4.0, y puede ser definida como un sistema capaz de generar imágenes y objetos virtuales sobre el campo visual del mundo real, proporcionando al observador información que no podría obtener al interactuar con sus sentidos físicos en el espacio de trabajo [12]. Al integrar la información digital en un entorno físico, la RA ofrece experiencias mejoradas, información contextual y capacidades interactivas para los usuarios [11]. La visualización de los elementos de realidad aumentada se puede observar a través de dispositivos como lentes, teléfonos inteligentes, tabletas digitales y proyectores, de forma que es posible interactuar con la realidad mientras se visualiza información importante a través de estos dispositivos [13]. En la

Figura 1.1 se muestra un sistema de realidad aumentada visualizado a través de un monitor de computadora.



Figura 1.1. Sistema de realidad aumentada.

El objetivo principal de la realidad aumentada es crear elementos virtuales en el campo visual de usuario y unir dichos elementos con la escena real frente al usuario. Para lograr este objetivo [12], se proponen los siguientes pasos a implementar:

- Usar cámaras de video para la captar imágenes del entorno real.
- Rastrar la posición y orientación de los objetos en el entorno real para así poder alinearlos de manera apropiada con los elementos virtuales.
- Generar el contenido digital a través de un software CAD 3D.
- Generar las imágenes compuestas, combinando las imágenes del entorno real obtenidas por la cámara de video con las imágenes generadas por software.

Las imágenes compuestas pueden generarse de 3 formas distintas, influyendo de distinta manera en el desempeño de cada aplicación. Las formas en que pueden generarse las imágenes compuestas son:

- Visualizándose a través de un óptico transparente, proyectando imágenes virtuales en la pantalla transparente colocada entre el entorno real y sus ojos del usuario (Figura 1.2a).
- Visualizándose a través de video, donde la imágenes reales y virtuales están mezcladas y se visualizan a través de un monitor posicionado frente al usuario (Figura 1.2b).
- Visualizándose a través de proyección, donde las imágenes virtuales son directamente proyectadas sobre la superficie de los objetos en el entorno real (Figura 1.2c).

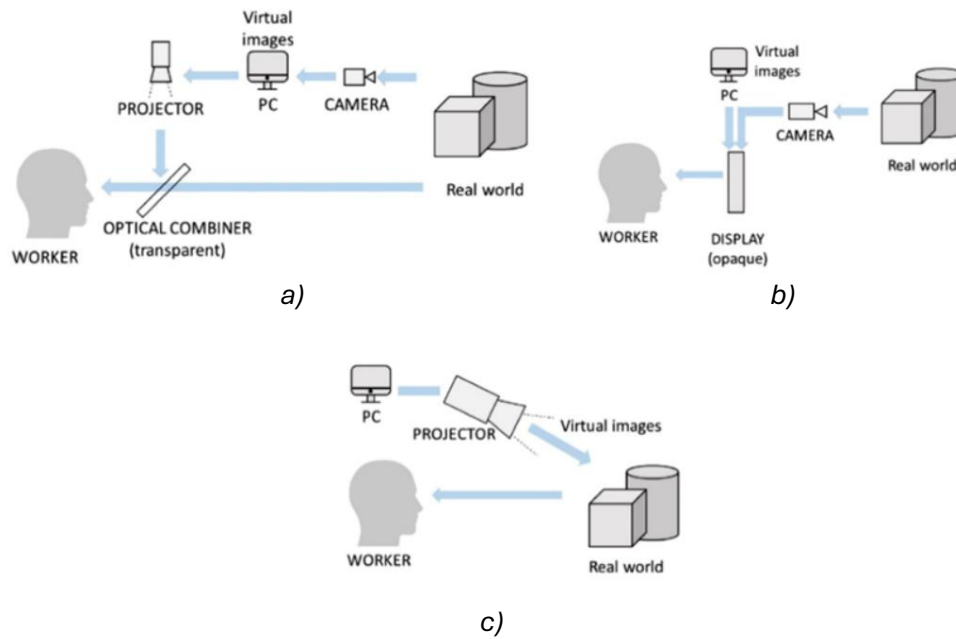


Figura 1.2. Formas usadas para generar la RA frente al trabajador [12]: a) a través de dispositivo óptico, b) a través de video, c) a través de proyección de imágenes.

La RA es una tecnología innovadora que ha captado la atención de investigadores y profesionales en un amplio rango de áreas y aplicaciones. En múltiples estudios los Investigadores han desarrollado prototipos en áreas de la medicina, entretenimiento, educación e ingeniería, entre otras [14]. Esta tecnología es una poderosa herramienta que mejora la habilidad de un operario para realizar correctamente los procesos de ensamble manual, además de reducir los tiempos de capacitación, gracias a su capacidad de acelerar la curva de aprendizaje de los usuarios. También contribuye a la disminución de errores y fatiga en el entorno de trabajo, así como a la mejora de la seguridad de los procesos [15],[16].

1.4 Digitalización de movimientos

La digitalización de movimientos es el proceso mediante el cual se capturan y transforman las acciones físicas de una persona en datos digitales. Los sistemas para la digitalización de movimientos rastrean las trayectorias y posiciones de las manos, brazos o cuerpo de un operador mientras realiza una tarea, generando una representación fiel y detallada de sus movimientos en un entorno tridimensional. Esta información después es usada para evaluar y mejorar el rendimiento del trabajador [16],[17]. La digitalización de movimientos se realiza mediante tecnologías de captura de movimiento (MOCAP, por sus siglas en inglés). Estos sensores registran el movimiento en tiempo real, además de permitir capturar los movimientos sin la necesidad de marcadores adheridos al cuerpo del operador, lo que facilita su uso en entornos industriales sin afectar las tareas en curso. Además, son

sensores capaces de capturar datos detallados sobre la posición, orientación y trayectoria del operador, permitiendo análisis posteriores [17], [18].

La digitalización de movimiento no solo se limita a aplicaciones en procesos de ensamble manual, también puede ser empleada en áreas como la medicina para analizar movimientos quirúrgicos, en la educación para la enseñanza de habilidades prácticas, y en deportes para la optimización de la técnica y rendimiento de atletas. Actualmente, en la industria la digitalización de movimiento es empleada en múltiples actividades, entre las cuales están el monitoreo de ergonomía, la optimización de rutas de trabajo, y la mejora de la eficiencia operativa [18], [19].

Los sistemas MOCAP permiten la digitalización y el análisis detallado de los movimientos humanos en entornos tridimensionales, capturando la posición y las trayectorias del cuerpo o de sus partes. Utilizados ampliamente en la industria del entretenimiento, como la animación y los videojuegos, estos sistemas han demostrado ser una herramienta valiosa en aplicaciones industriales, específicamente en la evaluación de procesos de manufactura y ensamblaje. Los sistemas MOCAP pueden clasificarse en dos tipos: los que utilizan marcadores y los sistemas que no dependen de marcadores. Los que emplean marcadores, como el óptico, utilizan cámaras que detectan puntos específicos en el cuerpo del usuario a través de dispositivos de seguimiento colocados en su vestimenta o cuerpo. Los sistemas que no usan marcadores emplean cámaras de profundidad, como Kinect, o sensores infrarrojos, como el sensor LMC, para captar directamente el movimiento sin la necesidad de colocar dispositivos adicionales en el usuario [17], [20].

En la Figura 3 se muestra el sensor LMC, el cual no emplea marcadores para la captura de movimiento. Este sensor fue diseñado para rastrear los movimientos de las manos y los dedos en el espacio tridimensional para en aplicaciones de interacción humano-máquina y es compatible con Microsoft Windows, Mac OS y Linux [21]. El sensor LMC es un pequeño dispositivo periférico que usando dos cámaras IR monocromáticas y 3 leds infrarrojos, con un alcance de un área hemisférica con un radio aproximado de 80 cm mostrado en la Figura 1.3, y una precisión promedio general de 0.7 milímetros [22].

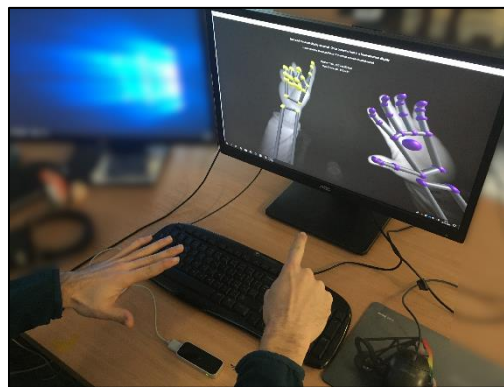


Figura 1.3. Rastreo de manos usando el visualizador del Sensor LMC [23].

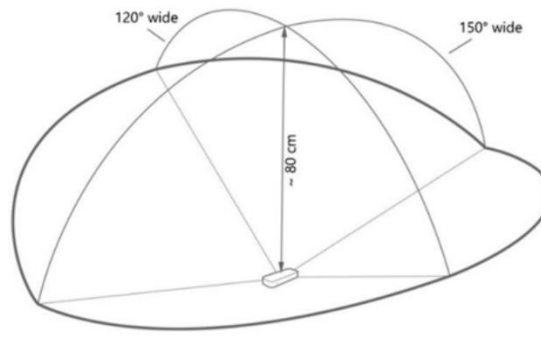


Figura 1.4. Área de acción del sensor LMC [21].

1.5 Justificación

Los procesos de ensamble manual se han vuelto cada vez más complejos debido a la creciente demanda y tendencia hacia la personalización masiva de productos. Esto ha generado una mayor dependencia de expertos para realizar los procesos, y además para capacitar a nuevos trabajadores, quienes deben adquirir las habilidades necesarias para realizar estos procesos adecuadamente. La realidad aumentada, combinada con sistemas de seguimiento y captura de movimiento, representan una alternativa tecnológica significativa para reducir esta dependencia, facilitando la formación de nuevos técnicos. La digitalización de los procesos de ensamble manual, ejecutados por un experto, puede proporcionar una referencia objetiva que permita instruir y asistir a nuevos trabajadores durante el proceso de entrenamiento o capacitación. Además, podría permitir la generación de datos en tiempo real y la evaluación de desempeño a través de un sistema de realidad aumentada con seguimiento de movimiento.

Adicionalmente, la capacitación se ha convertido en una necesidad para reducir riesgos y prevenir daños tanto al equipo como a los trabajadores. Muchas industrias buscan herramientas tecnológicas innovadoras y poderosas para el aprendizaje y capacitación [24]. La realidad aumentada tiene el potencial de ofrecer una experiencia de capacitación más intuitiva, interactiva y efectiva, y podría brindar nuevas posibilidades para el desarrollo rápido de habilidades. Si bien se ha investigado mucho sobre el uso de la realidad aumentada para asistir procesos de ensamble y mantenimiento industrial, los sistemas existentes generalmente se centran en mejorar el rendimiento del usuario mientras utiliza la interfaz de realidad aumentada, en lugar de enseñar al usuario cómo realizar la tarea sin asistencia [25]. La provisión de la información correcta al usuario, con la calidad y en el momento apropiados, es fundamental para aumentar la eficiencia de estos procesos [26]. Además, la tecnología de realidad aumentada puede ofrecer la naturaleza inmersiva e intuitiva de un enfoque de realidad virtual (RV), mientras permite que el usuario esté completamente consciente de su entorno real al interactuar con la información y los objetos virtuales [27], facilitando su aplicación en procesos donde es necesario tener una percepción de la realidad, como el caso de las operaciones de ensamble manual.

1.6 Hipótesis

Se plantea la hipótesis de que es posible utilizar la realidad aumentada para guiar a un usuario durante un proceso de ensamble manual, al mismo tiempo que se digitalizan y retroalimentan los movimientos realizados. Esto permitiría evaluar el desempeño del usuario mediante la información recopilada, proporcionando una retroalimentación objetiva para optimizar el proceso de ensamble.

1.7 Objetivo general

Desarrollar un sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento, para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual.

1.8 Objetivos específicos

Los objetivos específicos del proyecto de investigación son los siguientes:

1. Conocer el estado del arte del uso y desarrollo de los sistemas de la realidad aumentada en aplicaciones de manufactura.
2. Desarrollar un sistema de realidad aumentada para aplicaciones de ensamble manual, y considerando retroalimentación de movimiento.
3. Implementar dos casos de estudio en el sistema de RA desarrollado correspondiente a operaciones de ensamble manual.
4. Digitalizar y evaluar el desempeño de los operadores en los procesos de ensamble manual implementados.
5. Analizar el impacto del uso de retroalimentación de movimiento en sistemas de RA en aplicaciones de ensamble manual.

1.9 Organización de la tesis

El resto del presente documento de tesis está organizado de la siguiente forma. En el Capítulo 2 se presenta la revisión del estado del arte del uso de sistemas de rastreo de movimiento y realidad aumentada en la industria de la manufactura. En el capítulo 3, se muestra el diseño y desarrollo del sistema propuesto, así como una explicación del funcionamiento de cada módulo del sistema. En el Capítulo 4, se presenta la selección, diseño e implementación de los distintos casos de estudio utilizados para la revisión del sistema y sus funciones. En el capítulo 5 se muestra el proceso de digitalización del movimiento y el proceso que se lleva a cabo para realizar el análisis y la evaluación del desempeño en procesos de ensamble manual. En el Capítulo 6 se exponen y analizan los datos y resultados obtenidos de las pruebas experimentales. Finalmente, en el capítulo 7 se presentan las conclusiones generadas con el desarrollo del trabajo de tesis y las contribuciones del proyecto.

2 Antecedentes y estado del arte del uso de realidad aumentada en procesos de manufactura

Este capítulo presenta la revisión de antecedentes teóricos y trabajos previos relacionados con esta tesis. La revisión comienza con la descripción de la manufactura y la importancia de los ensambles manuales. Posteriormente se menciona a la realidad aumentada, así como su impacto y beneficios en múltiples sectores. También se presenta el hardware y software utilizado en la realidad aumentada. Después se describe la evaluación del desempeño en los ensambles manuales, mencionando las tecnologías para la captura de movimiento y generación de trayectorias. Por último, se revisan y discuten los trabajos relacionados al trabajo de tesis, que al igual que éste implementan el uso de la realidad aumentada en procesos de ensamble, haciendo énfasis en los dispositivos de visualización, la digitalización de movimiento y la evaluación del desempeño ya sea de usuario o del sistema mismo, además de mencionar de forma general el software y código de desarrollo comúnmente utilizados en este tipo de sistemas.

2.1 Procesos de ensamble manual

La manufactura o fabricación es el proceso de transformación de materias primas e información, en productos terminados con valor agregado para satisfacer necesidades humanas. La manufactura ha sido una contribución clave para el crecimiento económico de las naciones por los últimos siglos y lo continuará siendo en el futuro. En la actualidad la industria de la manufactura enfrenta nuevos retos, los cuales requieren una perspectiva holística de los 4 principales atributos de la manufactura: costo, tiempo, calidad y flexibilidad [28]. Además, debido a la complejidad de los procesos internos y la creciente globalización de las cadenas de suministros, las compañías de manufactura necesitan intercambiar información en tiempo real durante varias fases del ciclo de vida de un producto, durante el diseño, prototipado, producción, ensamblaje, mantenimiento, reparación, etc. [29]. Considerando que la mano de obra humana es parte de los procesos de manufactura, ésta debe ser flexible y adaptable. En este contexto, tanto la realidad aumentada como la realidad virtual pueden ser implementadas para fines de entrenamiento [30], como herramientas de apoyo en procesos de manufactura y para la evaluación integral de actividades y usuarios. Debido a su capacidad para simular y asistir en procesos, la realidad aumentada ha sido implementada en múltiples fases del ciclo de vida de los productos, tales como el diseño, ensamble, mantenimiento, y entrenamiento de empleados, mejorando la precisión y eficiencia de la manufactura [31].

Las operaciones de ensamble manual siguen siendo una parte esencial de muchos procesos de manufactura, especialmente cuando se requiere flexibilidad, precisión o el manejo de componentes delicados. Estas operaciones permiten a los operadores humanos hacer ajustes en tiempo real y adaptarse a la variabilidad de productos, una ventaja significativa frente a los procesos completamente automatizados [31]. Sin embargo, a medida

que las líneas de ensamblaje se enfrentan a una demanda cada vez más variada, aparece el desafío de equilibrar flexibilidad y productividad [32]. En particular, la mayor variabilidad de productos exige que los operarios adapten constantemente sus habilidades y tareas para realizar ensambles correctos [8]. Si bien un ensamble manual permite alta flexibilidad en los procesos, el elemento humano, mismo que permite esta flexibilidad, limita la productividad. De igual forma la creciente información que los operarios deben procesar durante el ensamble de productos es cada vez más compleja, lo cual se traduce en un aumento en el riesgo de errores, y en una afectación a la calidad del producto y los tiempos de producción [33].

Los ensambles manuales se caracterizan por la acción directa de operarios que realizan el ensamble de componentes utilizando herramientas, generalmente asistidos por sistemas de información que los guían paso a paso el proceso. La capacidad de los operarios para realizar estos ensambles es crucial para la calidad final del producto y la eficiencia del proceso. Sin embargo, el margen de error humano en los ensambles manuales puede tener un impacto relevante, generando defectos en los productos, aumentando los costos y el tiempo de producción [12].

Con la finalidad de mitigar las desventajas de la mano de obra humana, la industria ha comenzado a integrar tecnologías emergentes, tales como la realidad aumentada y los sistemas de monitoreo, en los procesos de ensamble manual [15]. Con el avance de estas tecnologías los procesos de ensamble manual han evolucionado, proporcionando herramientas para reducir errores, mejorar el desempeño de los trabajadores, además de monitorearlos y guiarlos durante el proceso para mejorar la exactitud en cada paso y reducir su carga cognitiva [31].

2.2 Evaluación del ensamble manual

Los métodos tradicionales de evaluación de las operaciones de ensamble manual dependen en gran medida de la experiencia de los operadores y de la inspección visual por parte de los supervisores. Se limitan a métodos visuales y revisiones postproducción, por lo que existe una mayor probabilidad de errores y defectos de calidad. A medida que la tecnología avanza, se han integrado sistemas semiautomáticos que mejoran la detección de errores; sin embargo, aún es necesario una metodología eficaz y precisa para evaluar el rendimiento en tiempo real [25].

Además de las limitaciones de precisión, los métodos tradicionales no abordan de manera eficaz otros aspectos críticos del desempeño del operario, como la carga física y mental. Evaluaciones como el NASA-TLX o herramientas ergonómicas como OWAS y RULA se utilizaban para medir la fatiga y el estrés físico, pero dependían en gran medida de la subjetividad del evaluador. Este tipo de evaluaciones, aunque son útiles, debido a su naturaleza subjetiva pueden pasar por alto patrones de fatiga acumulativa o errores que ocurren con menor frecuencia [34],[35].

Con la aparición de la industria 4.0, los sistemas de evaluación comenzaron a integrar tecnologías inteligentes y asistentes virtuales, transformando las evaluaciones en procesos más interactivos y en tiempo [16]. Un claro ejemplo de esto es la integración de la RA en los

procesos de ensamble manual en conjunto con tecnologías de captura de movimiento. Hoy en día, sistemas basados en el rastreo sin marcadores y análisis de movimiento han permitido una evaluación más precisa y en tiempo real de los movimientos de los operarios, optimizando el rendimiento y reduciendo errores [9], [36]. Con la llegada de tecnologías como la captura de movimiento y la realidad aumentada, ahora es posible realizar evaluaciones ergonómicas y de desempeño mucho más detalladas y objetivas, lo que ha mejorado significativamente la precisión y eficiencia en la detección de riesgos y en la optimización de los procesos de ensamble [9]. En la Figura 2.1 se puede observar un sistema que evalúa un ensamble manual usando métricas de tiempo promedio de preprocesamiento y coincidencia de las piezas en cada paso del ensamblaje [37].

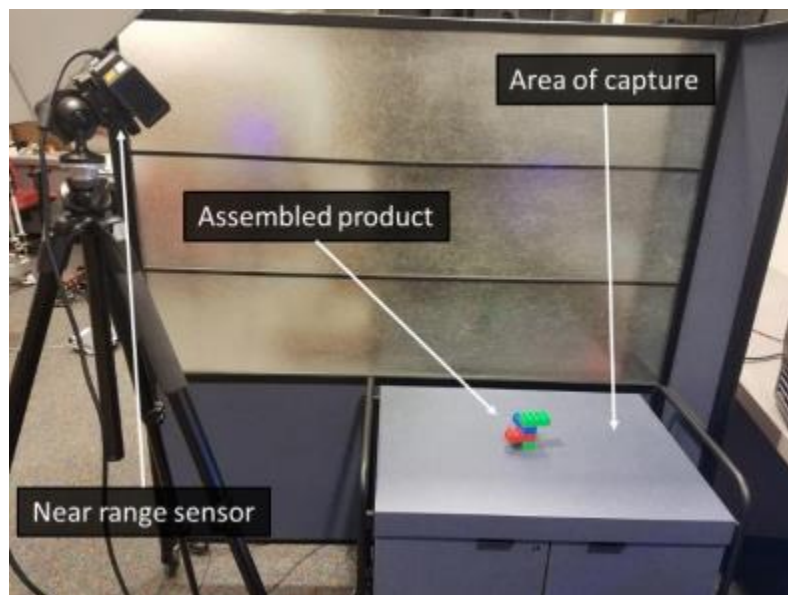


Figura 2.1. Sistema Augmented Reality via Expert Demonstration Authoring (AREDA).

2.3 Generación de trayectorias de movimiento

En los procesos de ensamble manual, la generación de trayectorias de movimiento ha cobrado especial relevancia debido al creciente interés en mejorar la eficiencia y exactitud de las operaciones. La captura y evaluación automática de estos movimientos es esencial no solo para optimizar la producción, sino también para mejorar la ergonomía y seguridad de los operarios. Tecnologías como la captura de movimiento óptica y los sistemas de análisis de movimiento han permitido avanzar significativamente en este campo, integrándose en entornos de manufactura avanzados bajo el paradigma de la Industria 4.0 [10].

El uso de MOCAP permite registrar las trayectorias de movimiento de los operarios en tiempo real, brindando información valiosa sobre la eficiencia en el uso del espacio y la calidad de las tareas manuales. Estos sistemas emplean cámaras de profundidad para digitalizar el entorno de trabajo y las posturas de los operarios, generando un modelo tridimensional de las trayectorias de movimiento [17]. Además, la implementación de técnicas de seguimiento sin

marcadores en las manos de los operarios ha permitido reducir la interferencia con el trabajo diario y capturar movimientos de manera fiable y sin afectar el flujo de trabajo [38].

La generación de trayectorias de movimiento no solo se limita a la evaluación de la productividad, sino que también se utiliza en el análisis ergonómico de los operarios en entornos industriales. De acuerdo con [39], la digitalización de los movimientos del cuerpo permite identificar riesgos ergonómicos y mejorar las condiciones laborales mediante el diseño de estaciones de trabajo más seguras y ergonómicamente optimizadas. De igual manera, la digitalización de las trayectorias de movimiento permite la evaluación comparativa de la eficiencia entre diferentes estaciones de trabajo, proporcionando una visión clara de las áreas de mejora.

El análisis automatizado de trayectorias permite que las empresas adapten rápidamente sus procesos a las necesidades cambiantes del mercado, promoviendo la personalización masiva sin sacrificar la eficiencia de los procesos de ensamble manual. A medida que estas tecnologías continúan evolucionando, su integración en los sistemas de realidad aumentada ofrece oportunidades adicionales para la retroalimentación en tiempo real y la optimización continua de los procesos [19].

2.4 Realidad aumentada en ensambles manuales

La RA ha demostrado ser una herramienta clave en la evolución de los procesos de manufactura, particularmente en los ensambles manuales. Esta tecnología permite superponer información digital sobre el entorno físico, brindando a los operarios instrucciones en tiempo real, lo que facilita el ensamble y mejora su ejecución. Entre las principales ventajas que ofrece la realidad aumentada para los procesos de ensamble, es la reducción de tiempo de montaje, la disminución de errores y la mejora en la calidad del ensamble de las tareas. Se ha demostrado que el uso de RA en tareas complejas permite finalizar los procesos de forma más rápida y reduce errores en comparación con las instrucciones tradicionales en papel [40]. Además, permite a las empresas adaptarse a las demandas de la personalización masiva, donde la variabilidad de los productos es alta y los procesos de ensamble deben ser flexibles y adaptativos [41].

La industria ha experimentado un crecimiento significativo en la adopción de RA debido a su potencial para reducir errores humanos, los cuales son responsables de entre el 70% y el 90% de los defectos de calidad en los sistemas de producción manual [1]. Las innovaciones recientes en RA para los ensambles manuales se han dado en la inclusión de dispositivos más ergonómicos, potentes y fáciles de usar e implementar, incluyendo los visores montados en la cabeza (HMDs, por sus siglas en inglés), como el mostrado en la Figura 2.2. Sin embargo, pese a las innovaciones y el gran avance que ha tenido la realidad aumentada, aun se enfrentan a desafíos, como la latencia en la visualización gráfica y la oclusión de elementos [42], [43].



Figura 2.2. Visor montado en la cabeza (Headset) para sensor LMC.

2.5 Realidad aumentada

La RA es una forma relativamente nueva de interacción humano-máquina [44], que permite la combinación en tiempo real de información digital procesada por una computadora, con información procedente del entorno real mediante interfaces informáticas adecuadas [45]. En comparación con la Realidad Virtual (VR), que es un conjunto de tecnologías que permite al usuario interactuar con una computadora en un entorno simulado, la RA no tiene la finalidad de reemplazar el mundo real con uno simulado, sino que sobre el mismo entorno real sobrepone o aumenta información virtual. Los primeros prototipos de RA fueron creados por Ivan Sutherland y sus estudiantes en la Universidad de Harvard y la Universidad de Utah, a finales de 1960, donde utilizaron una pantalla transparente montada en un casco para presentar imágenes 3D [29]. Desde inicios de 1990, múltiples prototipos de RA mostraban buenos resultados en términos de eficiencia al realizar tareas. Sin embargo, no fue hasta finales de la década de 1990 cuando la RA paso a ser un campo específico de investigación [29].

La tecnología de RA tiene como meta mejorar el desempeño humano por medio de proveer información relevante para una tarea específica dada [46], haciendo explícito lo implícito, aquella información que implícitamente está asociada a un contexto es transformada en algo utilizable y directamente accesible mediante una interfaz de RA. Las aplicaciones de RA obtienen información del entorno (tales como imágenes obtenidas por una cámara) y la analizan. Una vez que la información ha sido procesada, se obtiene información en respuesta que es entregada al usuario en un intento por lograr una sensación de naturalidad, de tal forma que el usuario perciba el aumento en la realidad como parte real del entorno [47].

La RA ha sido aplicada en un amplio rango de campos, tales como turismo, entretenimiento, comercio, logística, medicina, manufactura, mantenimiento [48], educación [47],[49], y se espera un crecimiento significativo en los siguientes años, creando junto a la RV un mercado de 80 mil millones de dólares en el 2025 [50]. En la Figura 2.3 se muestra un ejemplo de una aplicación realidad aumentada en la industria del entretenimiento. La investigación de aplicaciones en manufactura empleando tecnología RA es un área fuerte y en crecimiento. El reto es diseñar e implementar un sistema integrado de manufactura asistido por RA que pueda mejorar los procesos de manufactura, resultando en plazos de entrega más cortos, costos reducidos y mejor calidad [28].

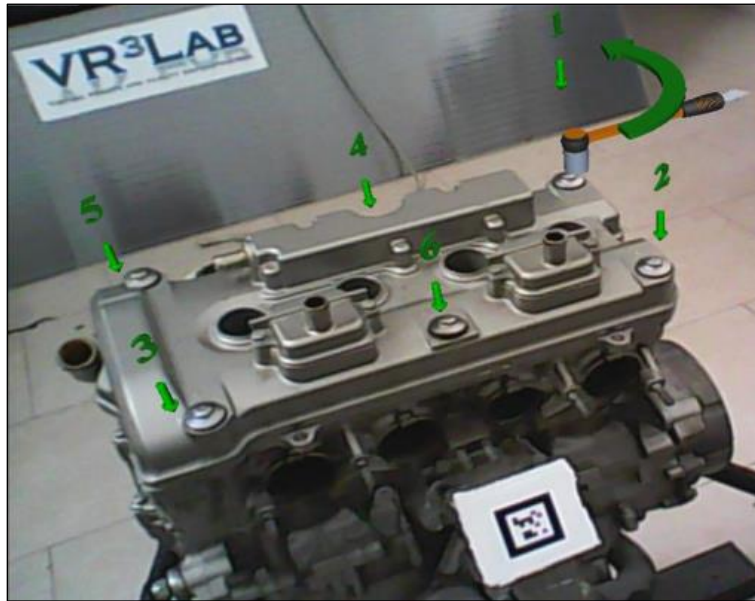


Figura 2.3. Realidad aumentada en proceso de mantenimiento [51].

Cuando se habla de dar soporte a procesos industriales, la RA, en específico la Realidad Aumentada Industrial (RAI), es una de las tecnologías que proveen de herramientas poderosas de apoyo para los operadores durante la realización de sus tareas, ayudándolos en tareas de ensamble, asistencia contextual, visualización e interacción de datos, ubicaciones internas, aplicaciones de mantenimientos, control de calidad o administración de materia [50]. Las posibilidades del uso de tecnología de RA portátil también han sido estudiadas en muchos dominios industriales. Algunos estudios muestran que estas tecnologías son factibles para dar instrucciones dado que son comúnmente más rápidas de usar, los errores ocurren de forma menos frecuente, y los usuarios aprueban el uso de la tecnología [52]. De acuerdo con [53], el proveer la información adecuada al usuario adecuado, en la calidad y tiempos adecuados, es crítico para incrementar la eficiencia de múltiples procesos de manufactura. Existen en la literatura mayormente sistemas orientados al uso de realidad aumentada en procesos de montaje y desmontaje de piezas, teniendo en común casi todos los sistemas la meta de reducir los tiempos y costos en los procesos donde se aplica. Las aplicaciones de la RA y RV en la manufactura se resumen en la Figura 2.4 y Figura 2.5 [30], donde se observan como principales aplicaciones el mantenimiento y el entrenamiento virtual.

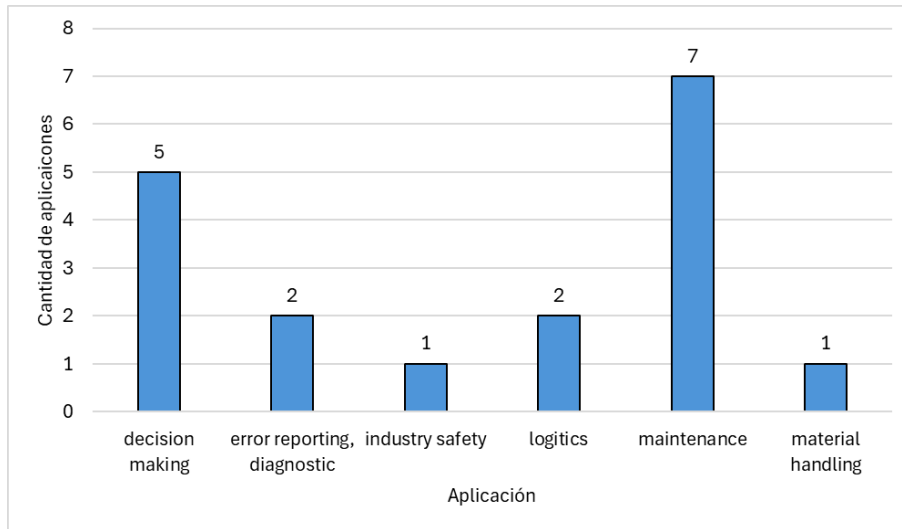


Figura 2.4. Aplicaciones de RA y RV en manufactura 1.

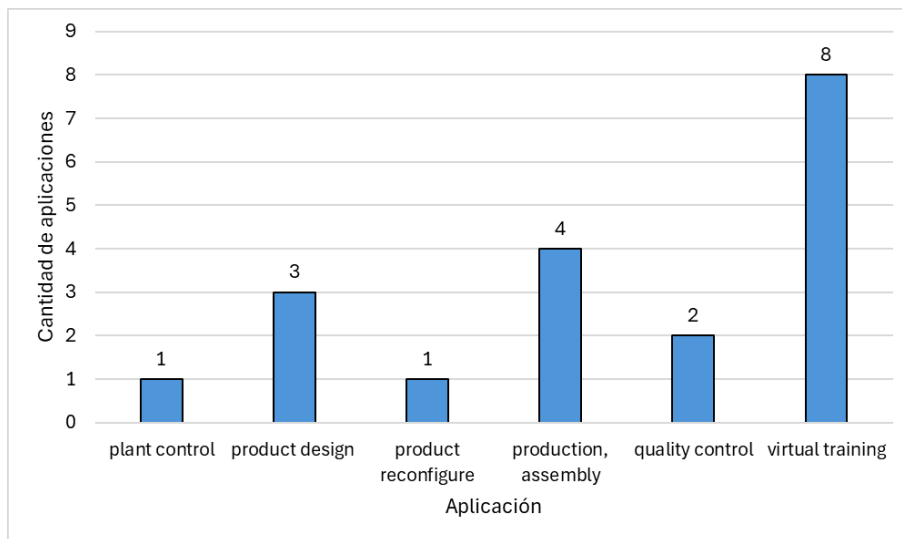


Figura 2.5. Aplicaciones de RA y RV en manufactura 2.

2.5.1 Hardware y software en sistemas de realidad aumentada

La RA involucra un conjunto de tecnologías que emplean dispositivos electrónicos para ver, directa o indirectamente, un entorno real que este combinado con elementos virtuales [50]. Un sistema típico de realidad aumentada incluye [54]:

1. Un sistema computacional para correr la aplicación de RA.
2. Un dispositivo de captura de imágenes.
3. Un sistema de seguimiento.
4. Un dispositivo de visualización.
5. Un sistema de adquisiciones de datos.

2.5.2 Sistema de seguimiento

El sistema de seguimiento se utiliza para conocer la posición y movimientos del usuario y objetos en el entorno real, para así poder relacionar el contenido virtual con posiciones específicas en el entorno real. De acuerdo con [21], para poder superponer de forma realista imágenes virtuales en el entorno real, los sistemas de RA usan varios métodos de rastreo. El seguimiento permite determinar de manera continua la posición y orientación de las partes del sistema de realidad aumentada, del usuario y de los objetos del entorno en relación entre sí. Los requerimientos para el sistema de seguimiento difieren significativamente dependiendo de la aplicación de RA, pero de forma general el seguimiento debe tener idealmente las siguientes características:

- Exacto
- Robusto
- Sin latencia
- 6 grados de libertad
- Universalmente aplicable
- Fácil de instalar y usar
- Asequible

Los dispositivos de seguimiento son empleados para registrar al usuario y/o entorno; a partir de lo cual se generan los objetos virtuales que se fusionan al entorno real. Existen múltiples tipos de dispositivos y cada uno tiene distintos rangos, resoluciones, tiempo de respuesta y configuraciones que combinados pueden generar distintos niveles de precisión y exactitud. El sensor LMC mostrado en la Figura 2.6, es un dispositivo novedoso para el seguimiento e interpretación de la posición y acciones, con una precisión submilimétrica [18] y que cumple notablemente las características antes nombradas [22].



Figura 2.6. Sensor LMC.

Existen múltiples técnicas de seguimiento acorde al tipo de tecnología empleada, rastreo basado en cámara, rastreo con sensores, rastreo híbrido [55].

Dentro del rastreo por medio de cámaras existen:

- El rastreo basado en marcas el cual emplea una cámara digital, algoritmos de visión y reconoce marcas de referencia colocados en entornos interiores y exteriores. Estas marcas de referencia pueden ser pasivas (marcas impresas) o

activas (emisiones de infrarrojo). Generalmente las aplicaciones de realidad aumentada emplean marcadores pasivos.

- El rastreo sin marcador rastrea la postura de la cámara mediante la detección y el reconocimiento de características geométricas en el entorno real para establecer las correspondientes coordenadas del mundo 3D y las imágenes 2D.
- El rastreo por infrarrojos es un método de estimación de la postura de un objetivo en tiempo real, por medio de la detección de la posición y orientación de marcadores, a través de infrarrojos.

Para el rastreo por medio de sensores, se tiene el rastreo electromagnético, el acústico y el inercial.

- El rastreo electromagnético se fundamenta en la medición de la intensidad del campo magnético entre una base emisora y un punto de medida, considerando múltiples direcciones y orientaciones.
- El rastreo acústico calcula la posición y orientación de un objeto mediante la medición del tiempo de vuelo de las ondas ultrasónicas.
- El rastreo inercial es un sistema de navegación que emplea giroscopios y acelerómetros para medir la rotación y el movimiento de un objetivo, permitiendo el cálculo de la velocidad y postura.

Por otro lado, el rastreo híbrido comprende la combinación de las tecnologías mencionadas anteriormente.

2.5.3 Dispositivos de visualización

En un sistema de RA es posible incorporar otros sentidos además del sentido de la vista. La visión es generalmente considerada como el principal sentido a tomar en cuenta por casi todos los sistemas de RA, ya que es fundamental y mandatorio presentar algún tipo de información generada por la computadora [21]. La clasificación y el posicionamiento respecto al ojo humano, de los dispositivos de visualización se observa en la Figura 2.7. Estos dispositivos pueden clasificarse en [28]:

1. Dispositivo montado en la cabeza (HMD).
2. Dispositivo en mano (HHD).
3. Dispositivos proyectores: Son utilizados en ciertos sistemas de RA, de forma que los usuarios no emplean HMD para ver el entorno con RA. Este tipo de configuración de proyector y RA ha sido nombrada realidad espacial aumentada (SAR, por sus siglas en inglés). La aplicación de proyectores en la RA aumentada puede ser clasificada en dos grupos acorde a la instalación del proyector, fijo o portátil.

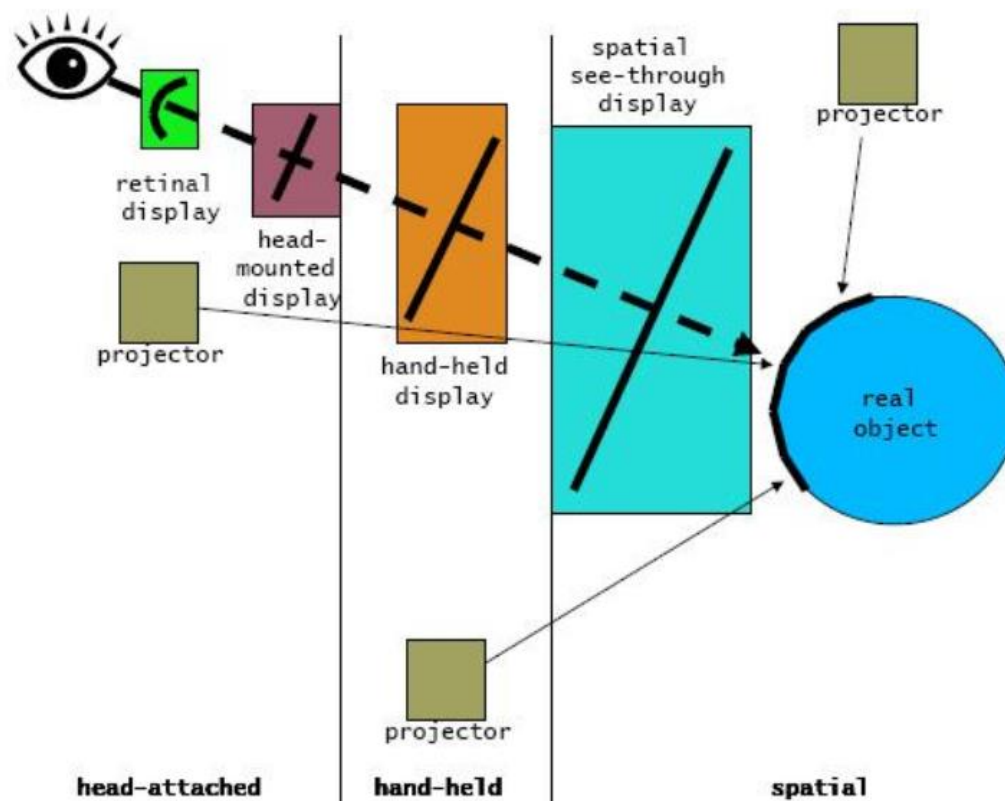


Figura 2.7. Pantallas de visualización, técnica y posicionamiento en realidad aumentada [56].

De igual forma es posible categorizar la mayoría de los sistemas de visualización en [21]:

1. Visible a través (VST).
2. Óptico transparente (OST).

Los dispositivos VST usan un sistema de imágenes de video que es capturado del entorno real, dichas imágenes son procesadas y superpuestas antes de ser mostradas al usuario. Con este sistema el usuario es incapaz de percibir el entorno real de forma directa mientras usa la pantalla VST, lo cual se podría traducir en el posible aumento de problemas de seguridad y riesgos con ciertas aplicaciones. Por otro lado, los dispositivos OST permiten mirar el entorno real, y la superposición de información es lograda a través de una pantalla traslúcida, permaneciendo así la vista natural del entorno en su mayoría intacta, lo cual suele ser preferible para aplicaciones críticas como navegación de vehículos o apoyo durante cirugías. Este tipo de sistemas tienen los siguientes inconvenientes:

- No es algo trivial cubrir el brillo de los objetos reales con objetos virtuales más oscuros.
- Necesitan de calibración para cada usuario, debido a las diferencias anatómicas.
- Debido a que el procesamiento de imágenes y el rastreo no pueden ser realizados en tiempo real, los problemas de retraso son comunes.

2.6 Motor gráfico para realidad aumentada

Un motor gráfico o de juegos provee un entorno que permite al usuario ver e interactuar con los escenarios en el entorno virtual. Hoy en día existen múltiples motores de juego disponibles, tales como Unity® y Unreal Engine®, los cuales son fundamentales para el desarrollo de aplicaciones de RA debido a su capacidad para gestionar gráficos de alta calidad y su compatibilidad con otras tecnologías, como el reconocimiento de objetos y la visión artificial. Estos motores permiten experiencias inmersivas y realistas que se aplican no solo en el entretenimiento, sino también en áreas como la educación, la medicina y la ingeniería [57]. Ambos motores permiten la interacción entre el entorno real y los elementos virtuales, pero Unity, en particular, ha sido utilizado en diversas aplicaciones de RA debido a su capacidad para facilitar la creación de contenido interactivo, permitiendo superponer gráficos en 3D sobre entornos reales. Un ejemplo notable es el desarrollo de aplicaciones móviles que usan RA, como se ve en estudios donde Unity ha sido fundamental para el diseño de sistemas orientados a la salud y la educación [58] .

Unity® es un motor de juegos de amplio uso y aceptación generalizada, además de ser uno de los más populares motores en el mercado. Unity permite el desarrollo de programas a través de múltiples plataformas tales como Windows, iOS y Android [59]. Además, no solo destaca por su capacidad de generar gráficos avanzados, sino también por su integración fluida con dispositivos de captura de movimiento como Leap Motion. Además, Unity ofrece una serie de modelos y prefabricados que facilitan el uso de Leap Motion, permitiendo a los desarrolladores integrar rápidamente elementos como manos virtuales que replican con precisión los movimientos del usuario [60].

2.7 Sistemas y aplicaciones de realidad aumentada relacionados

En el ámbito de la manufactura y los procesos de ensamble manual, la digitalización ha permitido avances significativos en la mejora de la productividad y la precisión. Las tecnologías de realidad aumentada han sido aplicadas ampliamente para proporcionar asistencia visual y retroalimentación en tiempo real, facilitando el desempeño de tareas complejas y reduciendo los errores humanos. En la literatura se pueden encontrar múltiples estudios que usan realidad aumentada, de los cuales algunos digitalizan el movimiento y evalúan el desempeño del usuario en el proceso de ensamble manual. En la Tabla 2.1, se presenta una recopilación de múltiples proyectos y estudios que han usado realidad aumentada. En esta tabla se muestra la referencia, una descripción general del sistema, el tipo de dispositivo de visualización empleado, proyectores o monitores, pantallas en mano (HHD) o pantallas montadas a la cabeza (HMD). También se indica si se digitaliza y retroalimenta el movimiento del usuario, el tipo de evaluación realizada, del sistema o del usuario, y los principales resultados o conclusiones.

Tabla 2.1. Resumen de sistemas de realidad aumentada para manufactura reportados en la literatura.

Referencia	Descripción	Dispositivo de visualización	Digitalización y retroalimentación de movimiento	Tipo de evaluación	Resultados
[37]	Sistema para la generación automática de instrucciones de ensamble guiadas por realidad aumentada mediante la captura de demostraciones expertas.	HHD	SI	Al sistema	Generación efectiva de instrucciones claras y automatizadas.
[51]	Sistema para ayudar en tareas de mantenimiento a través de instrucciones interactivas.	Pantalla	NO	Al sistema	Reducción de tiempos de ejecución y errores. Evaluación positiva de usuarios.
[61]	Sistema para mejorar los procedimientos de control de calidad en un entorno industrial.	Pantalla	NO	Del sistema	Reducción en tiempos de ejecución, eliminación de errores y evaluación positiva de usuarios.
[62]	Sistema para la realización de un ensamble de piezas de computadora, por personas familiarizadas y ajenas al proceso, a través de indicaciones subjetivas y objetivas.	HHD	NO	Del usuario	Reducción significativa de errores y evaluación positiva de usuarios.
[63]	Sistema para entrenamiento de habilidades de mantenimiento y ensamble, con asistencia de un brazalete háptico que usa vibraciones para interactuar con el operario.	HHD	NO	Al sistema	Reducción en tiempos de ejecución y errores.
[64]	Sistema de asistencia en una línea de ensamble que muestra al operador a través de realidad aumentada los múltiples componentes y su secuencia de ensamble, alertas y monitorea el movimiento del robot utilizado.	HHD	NO	Al sistema	Mejoría en productividad y seguridad para los operadores.

De acuerdo con lo reportado en la literatura y lo mostrado en la Tabla 1, los sistemas de RA tienen un impacto significativo en la mejora de la eficiencia operativa y la reducción de errores en procesos industriales, como el mantenimiento y el ensamble. Los estudios revisados muestran que la RA puede reducir el tiempo de ejecución de tareas, mejorar la precisión del proceso al guiar a los operadores mediante información visual superpuesta en tiempo real, y minimizar la carga cognitiva de los trabajadores, permitiéndoles centrarse mejor en sus tareas. También se menciona que estos sistemas pueden reemplazar o complementar las instrucciones tradicionales en papel, lo que también contribuye a la reducción de costos operativos, mejora la seguridad y facilita la transferencia de conocimientos entre operadores [37]. Sin embargo, pese a los beneficios que se obtienen en el uso de RA, su adopción generalizada en la industria aún enfrenta desafíos relacionados con la ergonomía, la experiencia del usuario, y la integración de sistemas, lo que limita su uso más allá de la etapa de prototipos [13], [16].

2.8 Dispositivos de visualización

De acuerdo con la revisión de la literatura la elección de un dispositivo de visualización impacta la experiencia del usuario y la eficiencia de las operaciones. Los dispositivos móviles como smartphones y tabletas son dispositivos que debido a su accesibilidad son muy fáciles de conseguir, son portátiles y permiten además que el operario pueda moverse libremente en el entorno sin la limitante de un cableado. También estos dispositivos son muy familiares para los usuarios y requieren un menor entrenamiento para su uso. Su principal desventaja es la necesidad de sujetar dichos dispositivos con la mano lo que se traduce en una menor libertad de movimiento durante la realización de un ensamble manual.

Los dispositivos montados como casco ofrecen una experiencia más inmersiva, ya que superponen la información directamente en el campo de visión del trabajador, y además permite tener las manos libres para los operadores. Esto es particularmente útil para tareas que requieren la manipulación física, como el ensamble manual, ya que permiten a los operadores tener ambas las manos libres para manipular las partes o herramientas. Sin embargo, su uso en entornos industriales puede estar limitado por la comodidad, la fatiga, el costo y los problemas del campo de visión reducido. La correcta aplicación de este tipo de dispositivo en los sistemas de ensamble manual puede proporcionar una ventaja en la mejora del proceso en comparación con los otros dispositivos, gracias a su capacidad inmersiva.

Por otro lado, el uso de pantallas grandes para la visualización de instrucciones de RA se ha demostrado como efectivo para asistir en tareas de mantenimiento y ensamble. Este tipo de pantalla no ofrecen una experiencia inmersiva como en el caso de los dispositivos montados como casco, pero de igual forma permiten tener una visión clara y directa de las instrucciones a los trabajadores. Este tipo de dispositivo puede ser más adecuado en situaciones donde el entorno de trabajo tenga el espacio suficiente para colocar un dispositivo de este tipo.

Por último, se puede decir que la selección del dispositivo de visualización adecuado depende del contexto de uso específico, y aunque los HMDs y los proyectores parecen ser más prometedores para aplicaciones industriales, aún presentan limitaciones que impiden su adopción a gran escala.

2.9 Software y código de desarrollo

Las plataformas de desarrollo para sistemas de RA varían significativamente según el propósito del sistema y la industria. En muchos estudios, se observa el uso de lenguajes de programación de bajo o medio nivel (como C++, C# y Python), ya que permiten una mayor personalización y control sobre el sistema. Sin embargo, requieren desarrolladores altamente capacitados para su implementación [13], [65]. De acuerdo con [48] las plataformas de desarrollo más utilizadas son: C++, C#, java, HTML, CSS, Python, Visual Basic y PHP.

Los motores de juego como Unity3D y Unreal Engine son herramientas populares en el desarrollo de RA debido a su facilidad de uso y la capacidad de generar aplicaciones interactivas en 3D. Estos motores permiten a los desarrolladores crear sistemas sin necesidad de conocimientos avanzados en programación, aunque sí se requiere cierto nivel de

habilidades técnicas [13]. Estos motores gráficos destacan por su capacidad de renderizado 3D en tiempo real y por su amplia compatibilidad con dispositivos móviles y HMDs. Además, permiten integrar modelos 3D y datos de sensores para superponer información virtual en el entorno real, ofreciendo una experiencia de usuario fluida y responsiva [15]. Unity tiene la capacidad de integrar directamente tecnologías como Leap Motion para el control de gestos en aplicaciones industriales [51]. Algunos sistemas también emplean plataformas personalizadas desarrolladas en proyectos de investigación específicos. Estas plataformas pueden estar diseñadas para manejar tareas complejas de mantenimiento y ensamblaje mediante algoritmos de captura y renderizado en tiempo real, que permiten la integración de datos 3D y retroalimentación háptica [15], [62].

Para el desarrollo de sistemas de RA, se mencionan en la literatura el uso de librerías y kits de desarrollo de software (SDKs) específicos para RA como ARCore de Google o ARKit de apple. Estos SDKs proporcionan funciones avanzadas para el seguimiento del entorno, detección de superficies y el reconocimiento de objetos, lo que facilita la creación de aplicaciones interactivas y robustas para múltiples plataformas [62].

A pesar de los avances en las plataformas de desarrollo, todavía existen limitaciones. Los sistemas de RA dependen en gran medida de algoritmos de seguimiento y reconocimiento robustos, y actualmente, las técnicas basadas en visión enfrentan dificultades en entornos industriales, como problemas de iluminación y oclusión [65]. Las evaluaciones mencionadas en la literatura generalmente son realizadas en entornos de laboratorio y carecen de una evaluación objetiva de su impacto industrial. Debido a que la finalidad de estos sistemas RA es su aplicación industrial, sería ideal la formulación de una evaluación en campo. La mayoría de los sistemas encontrados sufren de una falta de adaptabilidad a los procesos, ya que se enfocan muy específicamente a solo un tipo de operación o un tipo de máquina.

2.10 Digitalización y retroalimentación de movimiento

La digitalización de movimientos en los procesos de ensamble manual permite capturar los gestos y acciones de los operarios en tiempo real. Esto facilita la comparación de los movimientos reales con las rutas y procedimientos óptimos, permitiendo una retroalimentación inmediata. Esta digitalización también puede ser aplicada a los componentes que forman parte del ensamble. Las tecnologías de seguimiento y digitalización permiten una representación virtual fiel y detallada de las piezas que están siendo manipuladas. Al combinar la posición y orientación de los componentes con los movimientos del operario, los sistemas de RA pueden ofrecer instrucciones detalladas sobre cómo ensamblar, desensamblar o ajustar partes, lo que reduce los errores y acelera los tiempos de producción. Esta integración permite que el sistema entienda la relación espacial entre el operario y los componentes, mejorando la eficiencia del proceso [5],[7].

Como consecuencia de digitalizar el movimiento en tiempo real, las tecnologías de RA se pueden integrar para superponer información en tiempo real sobre el entorno físico, ayudando a los operarios a corregir errores y seguir los procedimientos de manera más sencilla e intuitiva [13], [16]. También es posible ajustar los procesos de trabajo para reducir la fatiga y las lesiones relacionadas con el esfuerzo físico, así que además de contribuir a mejorar la

precisión del ensamble también contribuye a la optimización ergonómica, algo esencial en entornos industriales donde el trabajo manual intensivo puede afectar la productividad y el bienestar de los trabajadores [13].

En la interacción colaborativa entre humanos y robots, la trayectoria del efector final del robot es monitorizada mediante un sistema certificado. Además, es posible superponer las trayectorias de movimiento del robot en el mundo real utilizando marcadores y modelos 3D, visualizando por ejemplo las áreas de trabajo del robot y las zonas seguras por medio de volúmenes semitransparentes que permiten una colaboración segura y coordinada entre humanos y robots [64]. De esta manera se garantiza que el robot siga un camino exacto sin desviaciones.

La digitalización del movimiento puede complementar a los sistemas de realidad aumentada, mejorando la precisión en la ejecución de tareas, ergonomía, seguridad, desempeño y la interacción entre el operario y los componentes del ensamble, promoviendo así una mayor eficiencia en tiempos y la reducción de errores en los procesos manuales de ensamblaje.

2.11 Evaluación de desempeño

A través de sensores y herramientas de seguimiento, es posible registrar y analizar cada acción realizada por los operarios, proporcionando retroalimentación inmediata y permitiendo correcciones en el momento. Esto no solo mejora la exactitud del operario al realizar el proceso, sino que también facilita la identificación de áreas de mejora en los procedimientos de ensamble [37], [61]. En [37] se realiza la evaluación del desempeño de los operarios durante la realización del ensamble a través del registro de la calidad de la ejecución de las tareas. En la mayoría de la literatura la evaluación de desempeño realizada es al sistema de RA, con la finalidad de demostrar que este tipo de sistemas tienen beneficios sobre los tradicionales. Sin embargo, son escasos los sistemas que evalúan directamente el desempeño de los usuarios para mejorar el proceso de ensamble manual.

De manera general se puede decir que los sistemas de realidad aumentada actuales tienen la finalidad de asistir a personas ya sean expertas o no en el mantenimiento de algún proceso, sistema o equipo; siendo la mayor cantidad de esfuerzos dirigidos a las operaciones de montaje y reparación.

3 Diseño y desarrollo de un sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento

En este capítulo se describe el proceso de diseño del sistema realidad aumentada para ensamble manual (ARMAS, por sus siglas en inglés) propuesto, su arquitectura, su funcionamiento y las principales características a detalle de cada una de sus partes. En el sistema fue desarrollado para permitir la interacción del usuario con elementos virtuales sin perder la noción del entorno real, permitiendo así una interacción humano computadora más natural y similar a lo que un proceso tradicional de ensamble manual sería. Además, el sistema fue diseñado y desarrollado implementando la digitalización del movimiento del usuario. El sistema permite guiar a un usuario a través del proceso de ensamble manual por medio de instrucciones visuales representadas con realidad aumentada, durante lo cual el sistema digitaliza el movimiento realizado por el usuario con la finalidad de retroalimentarlo en tiempo real, y realizar una evaluación final que le sirva para mejorar su desempeño.

3.1 Requerimientos del sistema

Para el desarrollo del sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento, fue fundamental identificar los requerimientos técnicos y funcionales que garantizaran un desempeño correcto y seguro del sistema. Estos requerimientos se clasificaron en funcionales, que especifican las funcionalidades y comportamientos esperados; y no funcionales, que definen los atributos de calidad necesarios para asegurar la robustez, el rendimiento y la seguridad del sistema. En la Tabla 3.1, se presenta una descripción detallada de los requerimientos funcionales más importantes que guían el diseño y la implementación del sistema, asegurando que se cumplan tanto los objetivos operativos como las expectativas de los usuarios. Los requerimientos del sistema se establecieron con el propósito de alinearse con los objetivos de esta tesis. Además, como restricción importante para el establecimiento de los requerimientos de diseño se consideró la capacidad computacional de la tecnología disponible. La correcta identificación de estos requerimientos es fundamental para asegurar el desarrollo adecuado del sistema, facilitando el cumplimiento de los objetivos del proyecto.

Tabla 3.1. Requerimientos funcionales generales del sistema.

ID	Descripción del requerimiento	Comentarios
RF1	El sistema debe ser capaz de detectar las manos del usuario en tiempo real.	Utilizar un sensor comercial para capturar movimientos.
RF2	Detectar los componentes del ensamble individualmente.	Implementar algoritmos de visión por computadora.
RF3	Rastrear con exactitud el movimiento de las manos del usuario.	Basar el rastreo en un sensor comercial.
RF4	Rastrear individualmente el movimiento de los componentes durante el ensamble.	Implementar algoritmos de visión por computadora para el seguimiento de movimiento de objetos.
RF5	El sistema no debe emplear hardware que limite o dificulte el movimiento del usuario.	Buscar soluciones tecnologías centradas en la visión artificial
RF6	Incluir realidad aumentada para guiar al usuario durante el proceso de ensamble.	Integrar elementos visuales interactivos a través de un motor gráfico.
RF7	Usar realidad aumentada como parte del interfaz del sistema.	Inspirarse en aplicaciones de realidad aumentada para videojuegos.
RF8	Almacenar las trayectorias generadas por los usuarios, así como parámetros relacionados	Investigar opciones robustas para el almacenado de datos
RF9	Generar reportes de evaluación de desempeño del usuario.	Implementar algoritmos de comparación y análisis de trayectorias.
RF10	Basar el desarrollo en tecnologías comerciales accesibles.	Utilizar componentes disponibles en el mercado actual.
RF11	Implementar algoritmos probados y reconocidos en el ámbito tecnológico.	Seleccionar algoritmos populares con resultados comprobados.
RF12	Permitir la autenticación de usuarios mediante un sistema de registro	Implementar una base de datos para usuarios
RF13	Generar alertas visuales cuando el usuario cometa errores durante el ensamble	Mostrar advertencias en la interfaz de realidad aumentada
RF14	Monitorear el tiempo total de ejecución del proceso de ensamble	Incorporar un temporizador en la interfaz
RF15	Ofrecer retroalimentación en tiempo real para corregir errores	Basarse en algoritmos de análisis de movimiento
RF16	Integrar un módulo de visualización de datos históricos de desempeño	Mostrar gráficos o tablas en la interfaz
RF17	Exportar los reportes de evaluación en formato estándar	Generar archivos PDF o CSV
RF81	Establecer un umbral configurable para la evaluación del desempeño	Ajustar métricas de éxito según las necesidades del usuario
RF19	Proporcionar simulaciones interactivas para capacitación previa al ensamble	Usar elementos de realidad aumentada para guiar al usuario
RF20	Incluir elementos de realidad aumentada dinámicos que simulen movimientos para mejorar la claridad de las instrucciones.	Implementar animaciones o trayectorias que representen los pasos del proceso de ensamble.

Por otro lado, la Tabla 3.2 muestra los requerimientos no funcionales establecidos para garantizar el correcto desempeño del sistema. Estos requerimientos se enfocan en aspectos como el rendimiento, la escalabilidad, la seguridad y la usabilidad del sistema, asegurando que sea capaz de operar de manera estable y robusta bajo condiciones reales de uso.

Tabla 3.2. Requerimientos no funcionales generales del sistema.

ID	Descripción del requerimiento	Comentarios
RNF1	El sistema debe actualizar datos de manera continua sin interrupciones	Máximo 100 ms de latencia en el procesamiento
RNF2	Garantizar la integridad de los datos almacenados	Implementar encriptación en la base de datos
RNF3	Mantener una tasa mínima de 30 FPS en la interfaz	Optimizar el rendimiento gráfico
RNF4	Asegurar la compatibilidad con dispositivos comerciales estándar	Soporte para sensores, cámaras web, y HMD comerciales.
RNF5	Permitir el funcionamiento en condiciones de iluminación variable	Usar algoritmos robustos en visión por computadora
RNF6	Diseñar una interfaz intuitiva con una curva de aprendizaje mínima	Seguir principios de diseño centrado en el usuario
RNF7	Mantener el consumo de recursos computacionales por debajo de lo recomendado	Garantizar compatibilidad con hardware de rango medio
RNF8	Ofrecer soporte multiplataforma	Compatibilidad con sistemas operativos Windows y Android.
RNF9	Garantizar la estabilidad del sistema durante horas de uso continuo	Realizar pruebas de estrés
RNF10	Incluir documentación técnica detallada para facilitar el mantenimiento	Documentar la arquitectura y algoritmos utilizados
RNF11	Asegurar la escalabilidad del sistema	Capacidad para incorporar nuevos módulos en el futuro
RNF12	Proporcionar opciones de personalización en las configuraciones del sistema	Permitir ajustes en métricas de evaluación y visualización
RNF13	Diseñar el sistema para que sea modular y fácilmente extensible a nuevas funciones.	Permitir la adición de módulos sin alterar la estructura existente.
RNF14	Asegurar la interoperabilidad del sistema con bases de datos externas.	Usar estándares como SQL
GR	Asegurar que el sistema opere de manera continua durante cambios de conectividad de red.	Permitir un modo offline con sincronización posterior.

3.2 Selección de herramientas y tecnologías

Basado en los requerimientos de diseño previamente establecidos, se realizó la selección de herramientas y tecnologías que permitieran cumplir de forma integral con los objetivos del proyecto. Esta selección consideró aspectos como la compatibilidad y el

rendimiento, así como la facilidad de integración entre los distintos componentes del sistema. A continuación, se detallan las principales tecnologías empleadas en el desarrollo del sistema, justificando su elección en función de las necesidades específicas del proyecto.

3.2.1 Equipo de computo

Para asegurar el adecuado procesamiento de las gráficas de realidad aumentada y la gestión de grandes volúmenes de datos en tiempo real, se utilizó la estación de trabajo Dell Precision 3650 Tower disponible para el proyecto, y la cual está equipada con un procesador Intel Xeon W-1370P de 8 núcleos y 16 hilos, con una frecuencia base de 2.9GHz. Este procesador proporciona la potencia necesaria para ejecutar de manera fluida el software de realidad aumentada y los motores gráficos utilizados en el desarrollo del sistema. El equipo cuenta con 64 GB de RAM DDR4 a 2666 MHz y una unidad de almacenamiento SSD NVMe de 512 GB, que permite reducir significativamente los tiempos de carga y una ejecución rápida del software de desarrollo y simulación. Para el manejo de gráficos, el equipo tiene una tarjeta gráfica NVIDIA RTX A4000 con 16 GB de memoria GDDR6X, ofreciendo un rendimiento gráfico y computacional de alto rendimiento adecuado para la representación en tiempo real de entornos de realidad aumentada y el procesamiento de los datos de retroalimentación de movimiento generados por el sensor de movimiento utilizado.

La Dell Precision 3650 Tower ofrece un excelente balance entre rendimiento y capacidad de expansión. Esta estación de trabajo soporta una variedad de configuraciones avanzadas que permiten aumentar la memoria y mejorar el almacenamiento a medida que los requisitos del proyecto evolucionan. Sin embargo, pese a su rendimiento en general, una de las limitaciones identificadas fue el manejo de temperatura durante largos periodos de uso intensivo. Se observó un incremento en la temperatura del sistema. Si bien no representó un problema ya que el entorno de trabajo contaba con una ventilación óptima, es necesario considerar que el equipo debe estar siempre en un entorno ventilado para evitar afectaciones en la estabilidad del equipo debidas a incrementos significativos de la temperatura.

3.2.2 Sensor de movimiento

Para poder rastrear los movimientos del usuario en tiempo real con alta exactitud, se seleccionó el sensor Leap Motion Controller (LMC) de la empresa Ultraleap, el cual permite dar seguimiento de las manos y dedos con una alta fidelidad. El sensor Leap Motion está equipado con 2 cámaras de 640 x 240 pixeles, que operan en el rango infrarrojo de 850 nm +/- 25, las cuales son empleadas para capturar el movimiento de hasta 27 puntos distintivos en la mano, como se muestra en la Figura 3.1. El sensor opera a una velocidad de 120 fotogramas por segundo (fps, pos sus siglas en ingles), asegurando una captura suave y continua de los movimientos en tiempo real, sin pérdida de detalles. Cuenta con un campo de visión de 150° x 120°, un rango de alcance de 80 cm, como se muestra en la Figura 3.2, y una precisión de 0.7 milímetros [22]. El peso del sensor es de 32 gramos, lo cual facilita su integración con otros dispositivos como cascos de realidad aumentada y virtual [66].



Figura 3.1. Puntos de rastreo del Leap Motion [67].

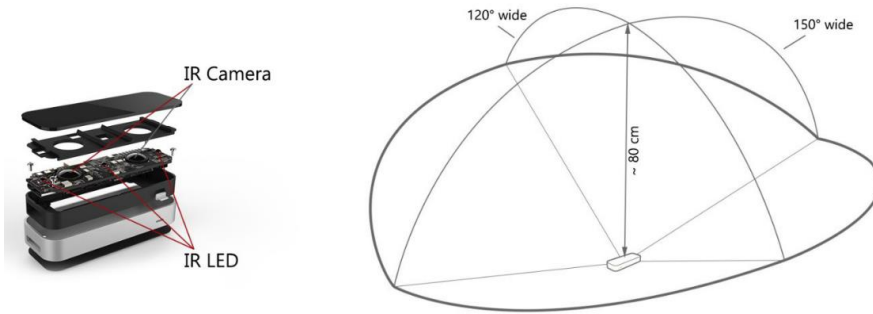


Figura 3.2. Vista explotada del sensor Leap Motion y visualización del área de trabajo [21].

La selección del sensor LMC se basó en su bajo costo, la facilidad de integración con Unity, el cual es el motor gráfico usado para el sistema, y su alta precisión y exactitud en el seguimiento del movimiento de las manos y dedos sin la necesidad del uso de marcadores físicos. Además, el sensor LMC ofrece un SDK robusto, que permite realizar una integración rápida con Unity, y también existe una buena cantidad de retroalimentación por la gran comunidad de usuarios debido a su popularidad. Algunas de las limitantes del es que opera en el rango de temperatura de 0° a 45° C, siendo esta la principal limitante a tener en consideración. Además, su uso prolongado eleva la temperatura del sensor lo cual puede disminuir su desempeño e impactar en el funcionamiento del sistema en general. Además, debe evitarse iluminación brillante ya sea artificial o natural y fuentes reflectivas pues esto puede impactar negativamente en el desempeño del sensor. Estas limitantes provocan que sea necesario tener cuidado en la elección de los elementos presentes en el espacio de trabajo.

3.2.3 Cámaras web

Para la captura del entorno real se utilizó la cámara Logitech modelo C920, una webcam HD diseñada para ofrecer una calidad visual y de audio superior a la de la mayoría de las cámaras integradas en una computadora portátil. La cámara Logitech C920e es capaz de capturar video en 1080p (Full HD) a 30 fotogramas por segundo (fps), lo que garantiza una reproducción fluida de la imagen en aplicaciones que requieren alta definición. Cuenta con un campo de visión diagonal de 78°, lo cual ofrece una vista bien equilibrada del usuario y el entorno. También es capaz de capturar video en las resoluciones de 360p, 480p, 720p [68].

La cámara web Logitech C920 fue seleccionada porque su rango de resoluciones se acoplaba adecuadamente a su aplicación en proyectos de detección de objetos, además de ser un dispositivo económico. Además, cuenta con un diseño compacto y la posibilidad de girar verticalmente el cabezal de la cámara, facilitando su montaje en el sistema y permitiendo generar un soporte personalizado necesario para su acople en el sistema. Sin embargo, a pesar de que la cámara web Logitech C920 tiene un rendimiento equilibrado, debe existir una correcta iluminación en el entorno para que el rendimiento de la cámara sea el óptimo, de otra forma la calidad del video se puede afectar.

3.2.4 Motor gráfico

Para el desarrollo del sistema se seleccionó el motor gráfico Unity®, en específico la versión 2020.3.36. Unity es un motor gráfico con alta compatibilidad con dispositivos de realidad aumentada, robusto y ofrece gráficos de alta calidad. La versión seleccionada de Unity ofrece soporte extendido que garantiza estabilidad y actualizaciones de seguridad durante su ciclo de vida, lo que la convierte en una opción ideal para proyectos de largo plazo. Esta versión es compatible con las plataformas de Windows, MacOS, iOS, Android y dispositivos de realidad aumentada/virtual. Además, este motor gráfico proporciona integración nativa con el sensor LMC, permitiendo una adecuada, sencilla y completa integración de este dispositivo. Además, Unity cuenta con una amplia biblioteca de Asset Store, que facilita el acceso a recursos gráficos y herramientas adicionales [69].

El sistema Unity fue seleccionado principalmente por su versatilidad y facilidad con la integración del hardware necesario para el proyecto, así como por la posibilidad utilizar un plan personal gratuito en el desarrollo del proyecto mientras este no rebase ciertos límites establecidos. Además, debido a la alta popularidad de este motor gráfico existe un vasto soporte por parte de la comunidad como del mismo software, asegurando la documentación necesaria para desarrollar el sistema deseado. La principal limitación del uso de Unity es la curva de aprendizaje inicial en la implementación de características avanzadas de interacción con la realidad aumentada.

3.2.5 Rastreo de componentes

Para el desarrollo del rastreo de componentes en el proceso de ensamble manual se seleccionó el lenguaje de programación Python®, el cual es un lenguaje de alto nivel, interpretado y orientado a objetos que facilita el desarrollo de soluciones complejas con un

código más limpio y legible. Python cuenta con una extensa colección de bibliotecas, tales como Numpy para el manejo de datos, y OpenCV para el procesamiento de imágenes. Además, Python es multiplataforma, pudiendo usarse tanto en Windows como en Linux, sin la necesidad de realizar modificaciones significativas al código. También es importante señalar que Python puede integrarse a Unity a través de plugins y frameworks como UnityPy [70].

Entre las razones de selección de Python esta primeramente su capacidad de integrar diversas bibliotecas de forma sencilla y rápida, procesar información en tiempo real y su capacidad para interactuar fácilmente con otras tecnologías como Unity, o dispositivos como el sensor Leap Motion. Sin embargo, aunque Python aporta muchos beneficios, es necesario aplicar optimizaciones por medio del uso de bibliotecas especializadas para mejorar la eficiencia de tareas computacionales intensivas que pudieran ralentizar el funcionamiento del sistema.

3.2.6 Procesamiento de imágenes y video

Para el procesamiento de imágenes y video en tiempo real se seleccionó OpenCV, el cual es una biblioteca de código abierto diseñada para ofrecer herramientas de procesamiento de imágenes. OpenCv ha sido un estándar en el campo de procesamiento de imágenes y es ampliamente utilizado en aplicaciones de realidad aumentada, reconocimiento de gestos y visión artificial. OpenCV puede ser usado en múltiples plataformas, incluidas Windows, Linux, macOS y Android, y es compatible con varios lenguajes de programación. También proporciona soporte para múltiples tareas de visión por computadora, como la detección de objetos, reconocimiento facial, segmentación de imágenes y seguimiento de movimiento. Además, es compatible con la aceleración por hardware a través de CUDA en tarjetas gráficas NVIDIA, esto permite ejecutar operaciones de procesamiento de imágenes de una forma más rápida. También OpenCv soporta una amplia gama de formato de imágenes y video (JPEG, PNG, AVI, MP4), y quizá lo más importante es su capacidad de procesar flujos de video en tiempo real [71].

OpenCV fue elegido por su capacidad para integrar algoritmos avanzados de visión por computadora, como la detección de características y el seguimiento de objetos, lo que facilitó la captura y seguimiento de los componentes del ensamble en el entorno de trabajo. Además, gracias a su alto rendimiento en el procesamiento de imágenes se garantiza la fluidez en el funcionamiento del sistema. La facilidad de integración de OpenCv con Python y su compatibilidad con la plataforma de desarrollo Unity es otro factor determinante para su elección, en conjunto con la existencia de una gran cantidad de documentación y ser un recurso gratuito. Una de las limitaciones de Unity es la necesidad de optimizar el rendimiento en tareas complejas de visión por computadora para evitar retrasos en la detección de movimientos.

3.2.7 Detección de objetos

Para la detección de objetos se seleccionó el algoritmo YOLOv8, el cual divide las imágenes en un sistema cuadrícula, donde cada celda de la cuadrícula es responsable de

detectar objetos en sí misma. El algoritmo YOLOv8 está basado en redes neuronales convolucionales (CNN) y es uno de los algoritmos más famosos para la detección de objetos debido a su velocidad y precisión. El nombre YOLO proviene de un acrónimo para “You only look once” [72]. Este algoritmo forma parte de una investigación de código abierto [73] y es posible implementarlo, modificarlo y distribuirlo de forma que sea considerada. El algoritmo YOLOv8 es capaz de realizar detecciones en tiempo real a velocidades muy altas. Puede procesar hasta 60 FPS en hardware de alta gama. YOLOv8 es compatible con múltiples plataformas y dispositivos, incluidas GPU NVIDIA con soporte para CUDA, y puede integrarse fácilmente en entornos de desarrollo basados en Python y TensorFlow [72]. Aunque es un modelo ligero, YOLOv8 mantiene un alto nivel de precisión en la detección de objetos.

La elección de YOLOv8 fue motivada por su capacidad de realizar detecciones rápidas y consistentes con la realidad en tiempo real, lo cual resulta importante para la adecuada implementación de retroalimentación de movimiento en un sistema de realidad aumentada. Una de las limitaciones encontradas del YOLOv8 fue la necesidad de entrenar el modelo en el conjunto de datos personalizado, en este caso de los componentes de los ensambles, para garantizar que las detecciones fueran coherentes al entorno de realidad aumentada utilizado. Esto implicó un tiempo considerable de preprocesamiento y entrenamiento del modelo, además del uso de hardware especializado para acelerar el proceso de entrenamiento.

3.2.8 Comparación de trayectorias

Para la comparación de trayectorias de ensamble se definió el uso de una medida de similitud empleando el algoritmo DTW (Dynamic Time Warping). Este tipo de medidas tienen el objetivo de cuantificar el grado en que dos trayectorias se parecen. El algoritmo DTW permite alinear dos secuencias temporales para determinar su similitud aun cuando las secuencias puedan estar distorsionadas temporalmente. El DTW es uno de los algoritmos más ampliamente usados para la medición de similitud entre trayectorias. Este algoritmo mide distancias espaciales entre las trayectorias y considera únicamente los puntos de trayectoria obtenidos [74]. Además, es capaz de medir la similitud en la forma de las trayectorias [75], y no es necesario que los muestreos realizados en las trayectorias a comparar sean coincidentes en el tiempo, pues el DTW no es restrictivo respecto al tiempo de muestreo, a diferencia de otros algoritmos [76].

Dado que el sistema propuesto tiene como objetivo principal verificar la exactitud con la que se ejecuta una tarea o proceso, y determinar si este se llevó a cabo correctamente, resulta más relevante analizar la similitud en la forma de las trayectorias que el tiempo empleado en la ejecución. Sin embargo, gracias a la adaptabilidad del algoritmo, es posible incorporar un parámetro adicional que contemple el tiempo de ejecución como un umbral para la detección de errores. Por esta razón, se empleará el algoritmo DTW en el desarrollo del sistema. Si bien el algoritmo DTW ofrece una solución robusta para la comparación de trayectorias, su principal limitación es el alto costo computacional cuando se aplica a trayectorias de gran longitud o complejidad.

3.3 Diseño del sistema

El sistema propuesto de realidad aumentada para ensamble manual, ARMAS por sus siglas en inglés (Augmented Reality for Manual Assembly System), fue diseñado de forma modular con el objetivo de lograr un desarrollo ágil y organizado. El diseño modular del sistema permite realizar cambios y actualizaciones a cada uno de los módulos por separado, afectando solo la funcionalidad de ese módulo y no la del sistema de forma general. Además, permite en caso de ser requerido agregar nuevas funciones integrando módulos extras al sistema. La arquitectura general del sistema ARMAS desarrollado se muestra en la Figura 3.3, la cual comprende 3 módulos principales: 1) módulo de rastreo, encargado de monitorear el movimiento de las manos del usuario y de los componentes del ensamble; 2) módulo servidor, encargado de almacenar toda la información necesaria para el funcionamiento adecuado del sistema, además de todos los datos generados por el mismo sistema; y 3) módulo de interfaz, el cual a través de un dispositivo Windows con conexión a internet, muestra información y elementos digitales y de realidad aumentada que sirven para la comunicación e interacción entre el usuario y el sistema.

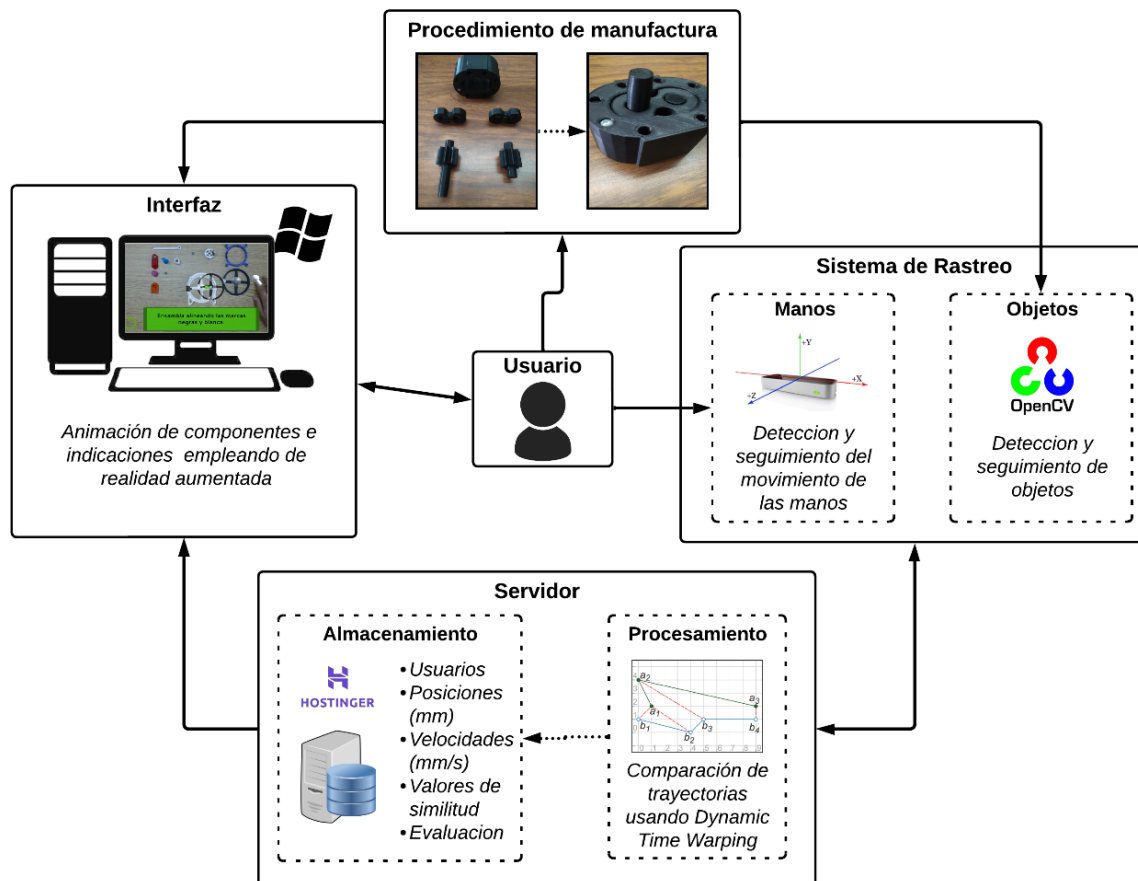


Figura 3.3. Arquitectura del sistema RA desarrollado.

3.3.1 Módulo de rastreo

El módulo de rastreo realiza la función de interpretar, generar y enviar datos del movimiento realizado por el usuario y de los objetos que forman parte del procedimiento de ensamble. Cuenta con dos submódulos, como se muestra en la Figura 3.3:

- Rastreo de manos
- Rastreo de objetos

3.3.1.1 Rastreo de manos

El submódulo de rastreo de manos, Figura 3.4, realiza la función obtener, interpretar y enviar datos de la posición 3D y velocidad instantánea de la trayectoria de las manos del usuario. El submódulo cuenta con un sensor LMC que realiza el rastreo de las posiciones 3D de la palma y del dedo índice de la mano. Todos los datos de rastreo están con respecto al origen del sensor, mostrado en la Figura 3.5. Aunque el sensor es capaz de rastrear todos los puntos mostrados en la Figura 3.1, el sistema se diseñó para solo utilizar la información generada por los puntos de la punta del dedo índice y la palma. Los datos generados por la palma son los utilizados para el análisis de las trayectorias y la evaluación del usuario, mientras que la información generada por la punta del dedo índice es utilizada para interactuar con los elementos de realidad aumentada mostrada en la interfaz usando como cursor un elemento 3D que representa la ubicación del dedo índice.

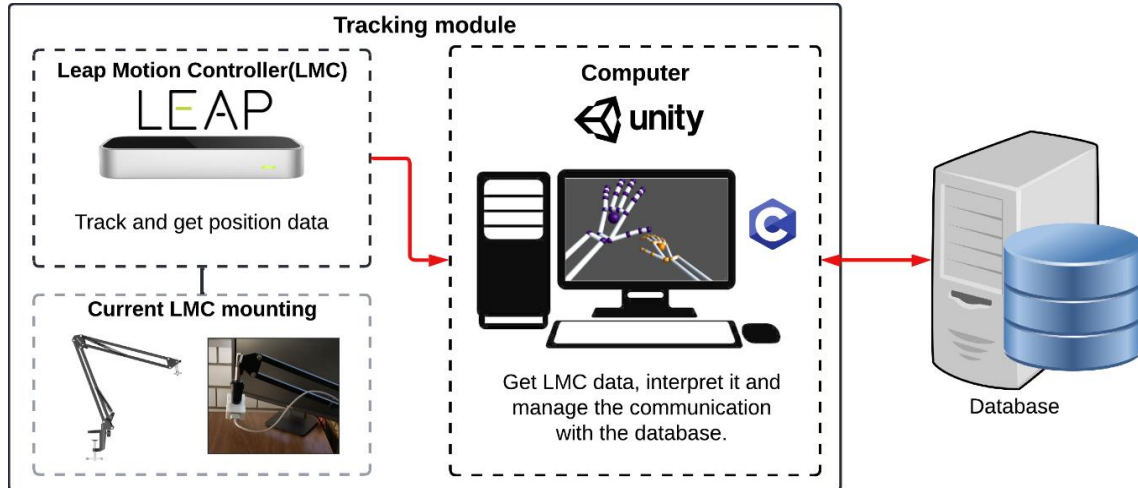


Figura 3.4. Configuración del submódulo de rastreo de manos.

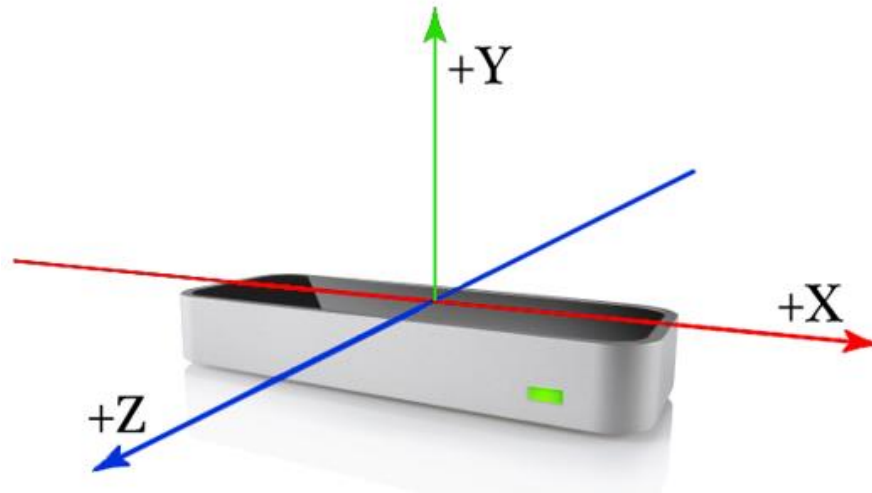


Figura 3.5. Sistemas de coordenadas del sensor Leap Motion.

3.3.1.2 Rastreo de objetos

El submódulo de rastreo de objetos se muestra en la Figura 3.6, y está diseñado para analizar en tiempo real el video capturado por una cámara web colocada en el entorno real de trabajo, la cual mira directamente al proceso de ensamble manual. El submódulo utiliza la biblioteca OpenCV junto con Python para procesar los fotogramas de video y realizar la detección de componentes relevantes para el ensamble. El objetivo principal es identificar estos componentes, determinar su posición en el espacio bidimensional (plano XY) y almacenar esta información en una base de datos para su posterior procesamiento.

El proceso de rastreo de objetos se inicia con la captura de video en tiempo real del entorno de trabajo, proporcionado por una cámara web. Este video es transmitido al equipo de cómputo encargado del procesamiento. En el sistema el video es procesado mediante el algoritmo YOLOv8, el cual permite realizar la detección de objetos en tiempo real a medida que se analizan los fotogramas. Para cada fotograma analizado, se identifican los componentes del ensamble y se calculan sus coordenadas dentro del marco de referencia. Además de la detección, el submódulo de rastreo de objetos mantiene una comunicación constante con la base de datos. A través de este canal, recibe parámetros específicos para el análisis del video, como configuraciones y umbrales, y envía los resultados obtenidos, que incluyen la identificación de los objetos y sus posiciones, así como el estado actual del submódulo para garantizar la sincronización en tiempo real.

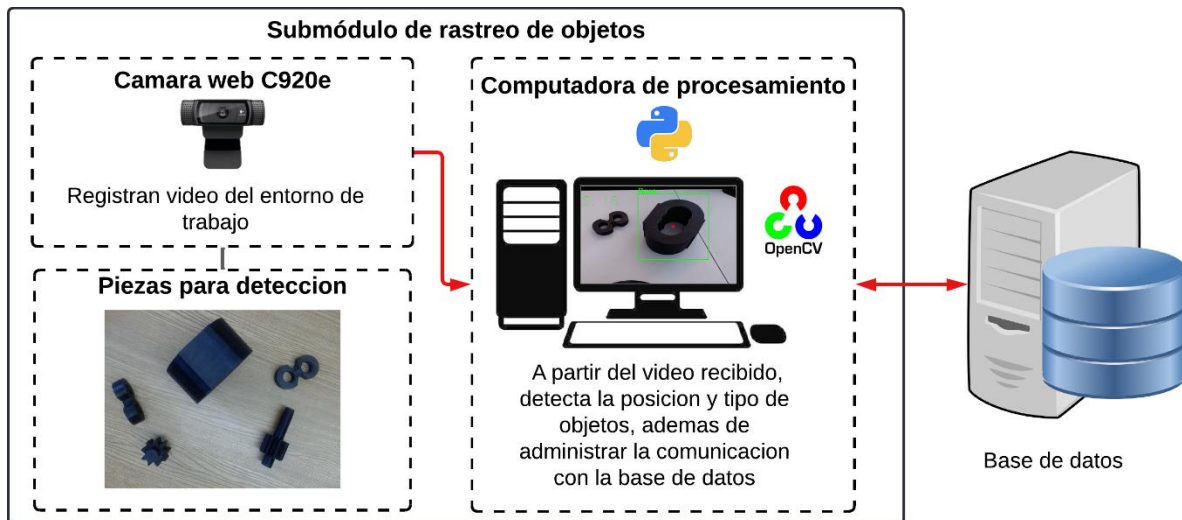


Figura 3.6. Submódulo de rastreo de objetos.

3.3.2 Módulo servidor

El módulo servidor de este sistema es responsable de gestionar la recepción, procesamiento y almacenamiento de la información generada por el módulo de rastreo. Para el alojamiento y gestión de este servidor, se utilizó el servicio de Hostinger [77], el cual ofrece una infraestructura confiable y escalable para manejar las operaciones en tiempo real. El servidor no solo se encarga de almacenar los datos en la base de datos, sino que también mantiene una comunicación constante con el módulo de interfaz, lo que asegura que la información visual y de control se actualice en tiempo real según las interacciones del usuario y los objetos detectados. En la Figura 3.7, se muestra el diseño de la base de datos a través del diagrama de entidad relación, el cual muestra la organización y todos los atributos que forman parte de la base de datos.

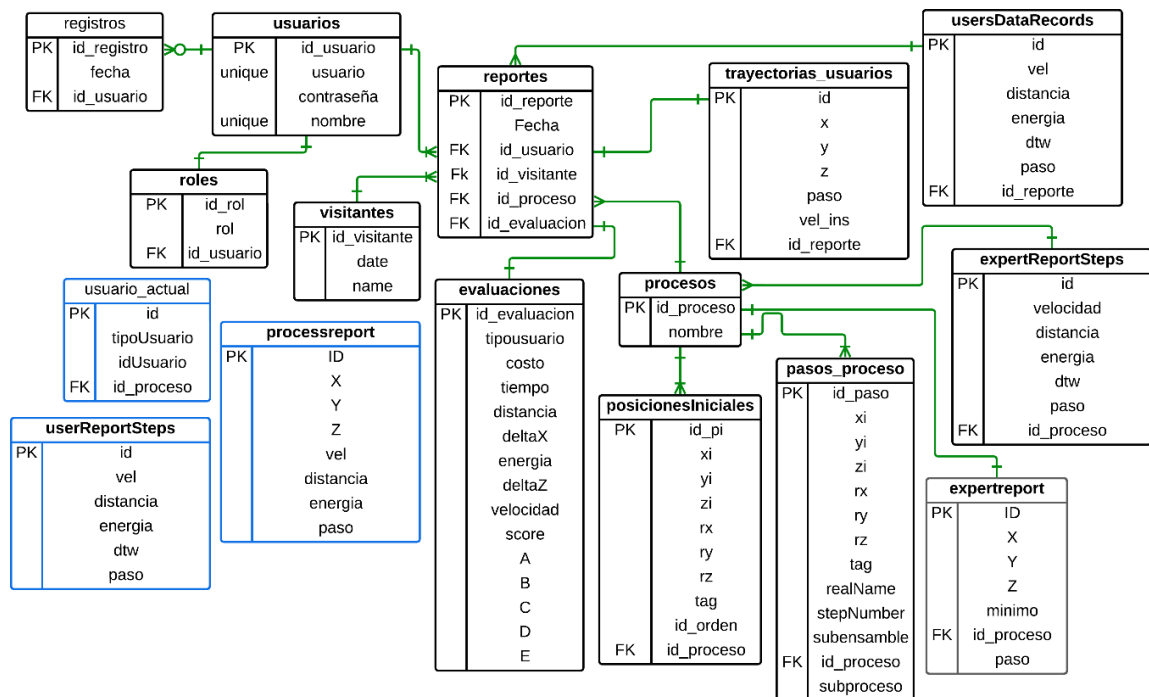


Figura 3.7. Diagrama de entidad relación del módulo servidor.

3.3.3 Módulo de interfaz

El módulo de interfaz está diseñado para gestionar todas las interacciones entre el usuario y el sistema. Su principal función es proporcionar una experiencia de usuario fluida mediante una serie de pantallas intuitivas, que permiten tanto la lectura de información como el control directo de las funcionalidades del sistema. Este módulo presenta una combinación de elementos de interfaz de usuario convencionales y elementos de realidad aumentada, lo que facilita la interacción con el sistema de manera natural e intuitiva. El módulo está compuesto por múltiples pantallas las cuales están diseñadas para adaptarse a la etapa actual del proceso de ensamble, cambiando en algunas situaciones de forma automática y en otras a partir de la interacción del usuario con la interfaz. El diseño de la interfaz tiene como objetivo funcionar como un asistente virtual, que se capaz de guiar al usuario en el proceso de ensamble a través indicaciones realizadas con elementos de realidad aumentada e información relevante durante el proceso de ensamble y al final con una evaluación usada como retroalimentación para los usuarios.

La interfaz del sistema está compuesta principalmente de tres pantallas distintas. Al iniciar el sistema se muestra la pantalla de inicio de usuario, Figura 3.8. En esta pantalla, el usuario debe ingresar sus credenciales; si es un visitante solo será necesario ingresar su nombre. La segunda pantalla se muestra inmediatamente después de ingresar las credenciales de usuario. En esta pantalla aparecen elementos de realidad aumentada tanto informativos como interactivos que sirven como guía durante el proceso de ensamble para el usuario. En esta pantalla se muestran elementos estáticos (Figura 3.9), que actúan como

indicadores, y elementos dinámicos (Figura 3.10), que ejemplifican las acciones paso a paso que el usuario debe realizar hasta completar el ensamble.

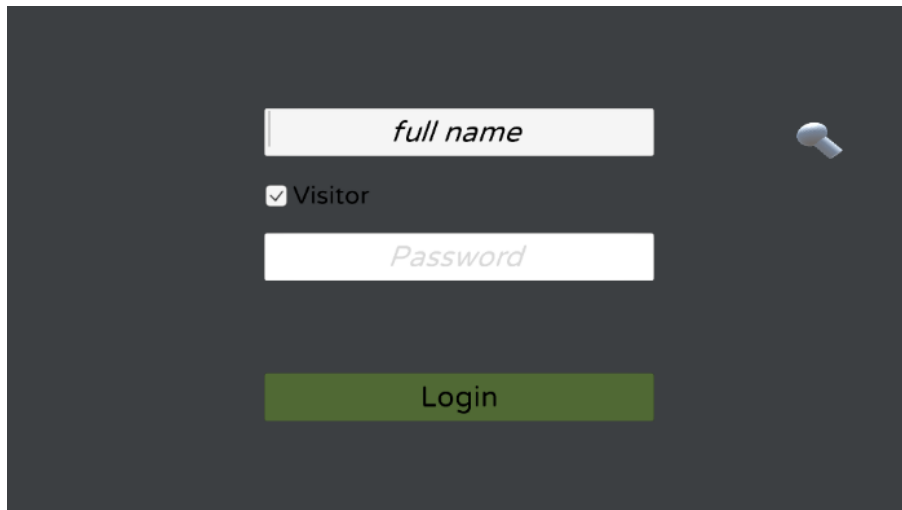


Figura 3.8. Pantalla de ingreso de usuarios.



Figura 3.9. Pantalla de realidad aumentada con elementos estáticos.

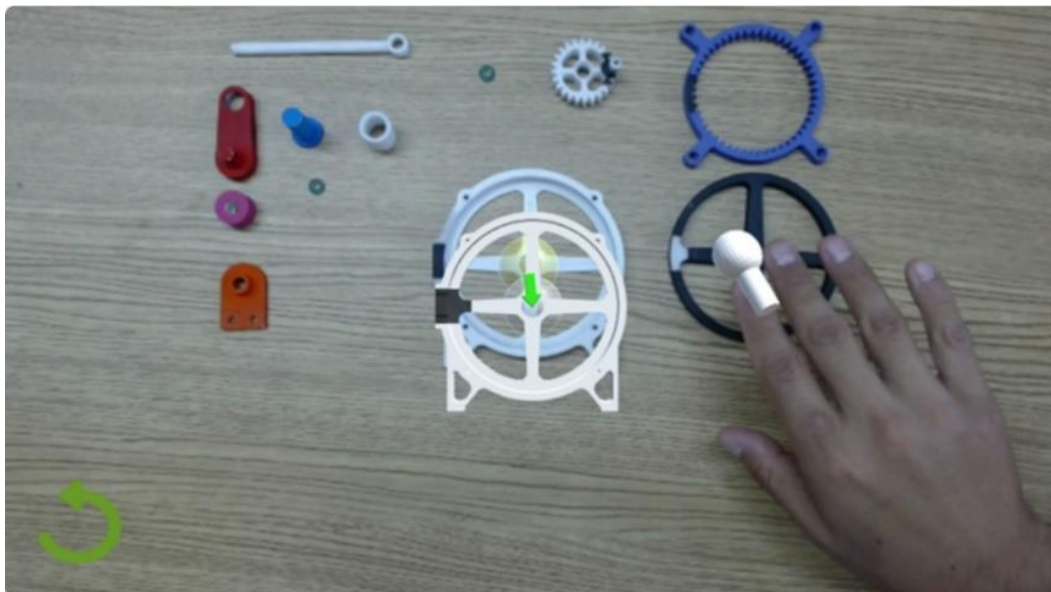


Figura 3.10. Pantalla de realidad aumentada con elementos dinámicos.

La última pantalla aparece una vez que el usuario ha completado el ensamble, Figura 3.11. En ella se muestra una evaluación del desempeño del usuario mediante datos numéricos, así como información general del usuario. Además, incluye elementos de interfaz (UI) con los que el usuario puede interactuar para cambiar el tipo de información visualizada o regresar al inicio del proceso de registro de datos. El propósito de esta pantalla es proporcionar al usuario la retroalimentación necesaria para mejorar en el proceso de ensamble.

En la parte superior de la Figura 3.11, se muestran el nombre del usuario actual, la fecha y el número del reporte de evaluación generado. El elemento marcado con el número 1 indica la calificación del desempeño, señalando si este se encuentra dentro del rango deseado o no. El segundo elemento es un cuadro de texto que presenta recomendaciones y recordatorios específicos. El tercer elemento es un gráfico tipo radar, útil para visualizar rápidamente una comparación entre el desempeño alcanzado y el deseado. El elemento 4 presenta un historial de las puntuaciones de desempeño obtenidas por el usuario, mientras que el elemento 5 muestra un historial de los distintos parámetros utilizados para evaluar el desempeño. Por último, el elemento 6 muestra las puntuaciones más recientes de cada parámetro.

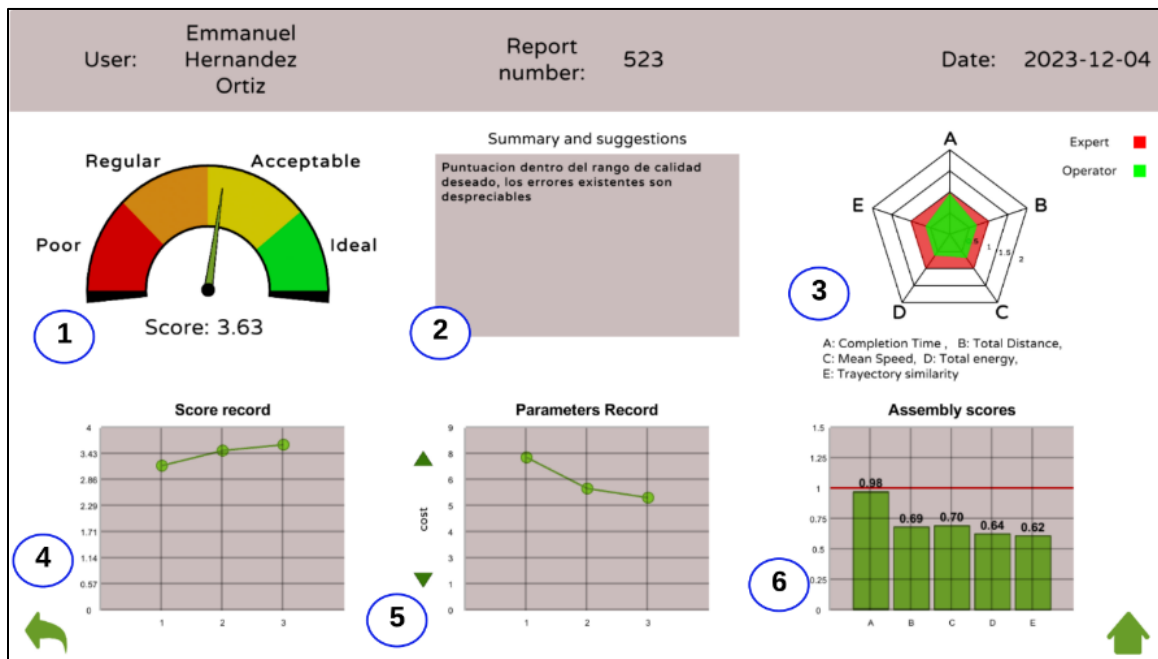


Figura 3.11. Pantalla de evaluación.

3.4 Implementación del sistema

En esta sección se detalla el proceso de implementación del sistema, incluyendo la lógica de programación, el desarrollo de los principales componentes de software y las pruebas preliminares realizadas a cada módulo para verificar su funcionamiento. Se describe cómo se integraron las funcionalidades clave, como la retroalimentación de movimiento y la interacción con los elementos de realidad aumentada.

3.4.1 Implementación del módulo de rastreo

El módulo de rastreo está conformado por el submódulo de rastreo de manos y el submódulo de rastreo de objetos. Ambos submódulos funcionan independientemente entre ellos, y aunque ambos forman parte del módulo de rastreo no hay una comunicación directa entre ellos. A continuación, se presenta la implementación de cada uno de estos submódulos.

3.4.1.1 Submódulo de rastreo de manos

Para este módulo se utilizó el sensor LMC y el software Unity. Unity tiene compatibilidad con el sensor LMC a través del SDK Ultraleap Unity Plugin, el cual ofrece herramientas que facilitan la implementación de aplicaciones que emplean al LMC [66]. Previo a la implementación del módulo se realizaron dos pruebas para verificar el funcionamiento del sensor, para lo cual se programó un pequeño código en Unity. El código utiliza las funciones nativas del SDK Ultraleap Unity Plugin para obtener la posición de la punta del dedo índice y la palma de la mano, ambas usadas en las pruebas. El espacio de pruebas se configuró como se muestra en la Figura 3.12, donde se observa la mesa de trabajo con la interfaz de Unity a la izquierda y a la derecha la interfaz del software nativo del sensor. En la interfaz de Unity se ejecuta el código directamente y se visualizan las posiciones obtenidas y en la interfaz de Leap Motion se verifica el estado de funcionamiento del sensor.

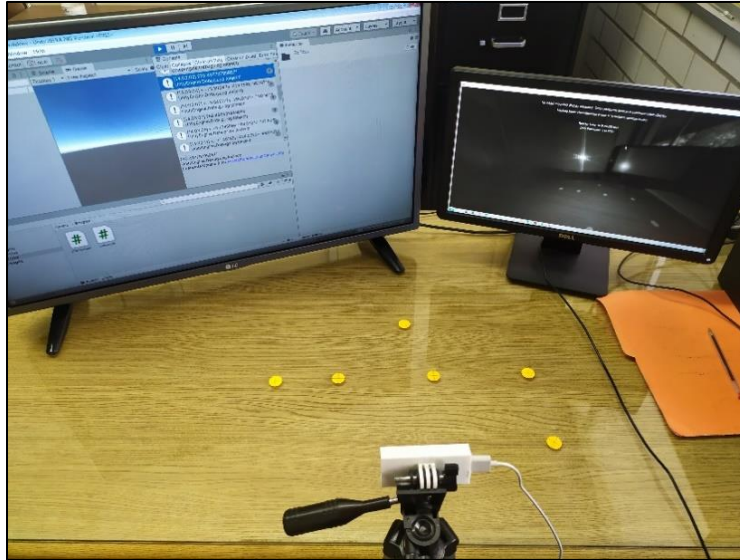


Figura 3.12. Configuración de espacio de pruebas.

Para la primera prueba, se realizaron medidas entre puntos colocados sobre la mesa de trabajo con distancias fijas, como se muestra en la Figura 3.13. En la segunda prueba se llevaron a cabo mediciones entre puntos específicos de una figura 3D, como se muestra en la Figura 3.14. La pieza 3D fue posicionada en los mismos puntos utilizados durante la primera prueba, y en cada ubicación se midieron las distancias entre los puntos de interés de la figura. En ambas pruebas se llevaron a cabo tres repeticiones, y las mediciones se realizaron utilizando tanto la punta del dedo índice como la palma de la mano. Los resultados obtenidos en ambas pruebas confirmaron la precisión del sensor Leap Motion, teniendo en cuenta que presenta una desviación estándar inferior a 0.5 mm para mediciones estáticas y que su precisión disminuye notablemente cuando la distancia supera los 250 mm del centro del sensor [74]. Además, se consideró que la amplitud del temblor en las manos de individuos jóvenes oscila entre $4 \text{ mm} \pm 2 \text{ mm}$ [75].

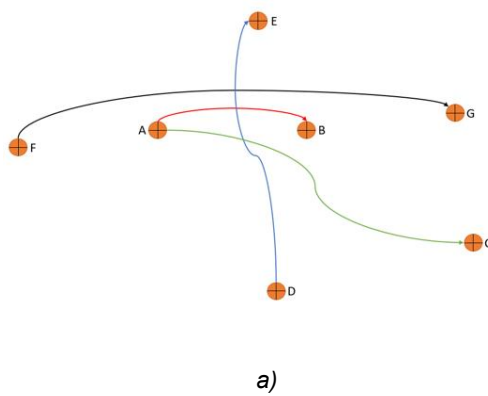


Figura 3.13. Puntos establecidos para la primera prueba: a) nomenclatura y b) ubicación espacial en espacio de trabajo.

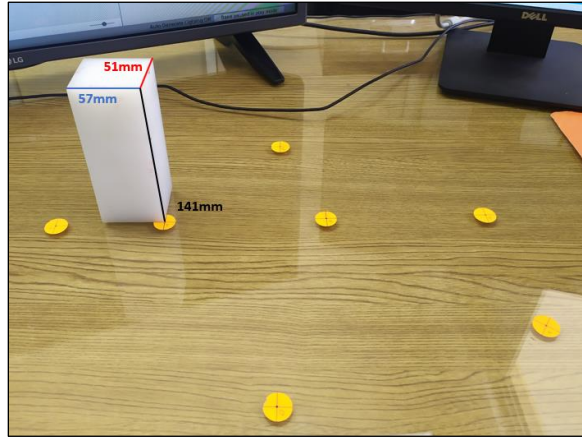


Figura 3.14. Configuración para segunda prueba.

Con el funcionamiento del sensor verificado se implementó el proceso de registro de datos mostrado en la Figura 3.15. Durante el proceso de registro de trayectorias, el módulo se comunica con el módulo servidor, enviando solicitudes de información e instrucciones para gestionar los datos en la base de datos. También transmite las coordenadas de posición 3D (x, y, z), y la velocidad instantánea correspondientes a cada detección de la mano derecha. Además, se envía el cambio de posición en el eje Y, la distancia euclidiana tridimensional entre la detección anterior y la actual y el número de paso correspondiente a la etapa actual del ensamble. Por último, el módulo de rastreo de manos envía la petición de generar el reporte de evaluación al finalizar el registro de la trayectoria. Para asegurar el correcto funcionamiento del envío de información y del proceso de comparación de trayectorias, se realizó una prueba, la cual se describe en la sección 3.6 de pruebas de implementación, debido a que ésta involucra la evaluación del funcionamiento de varios módulos.

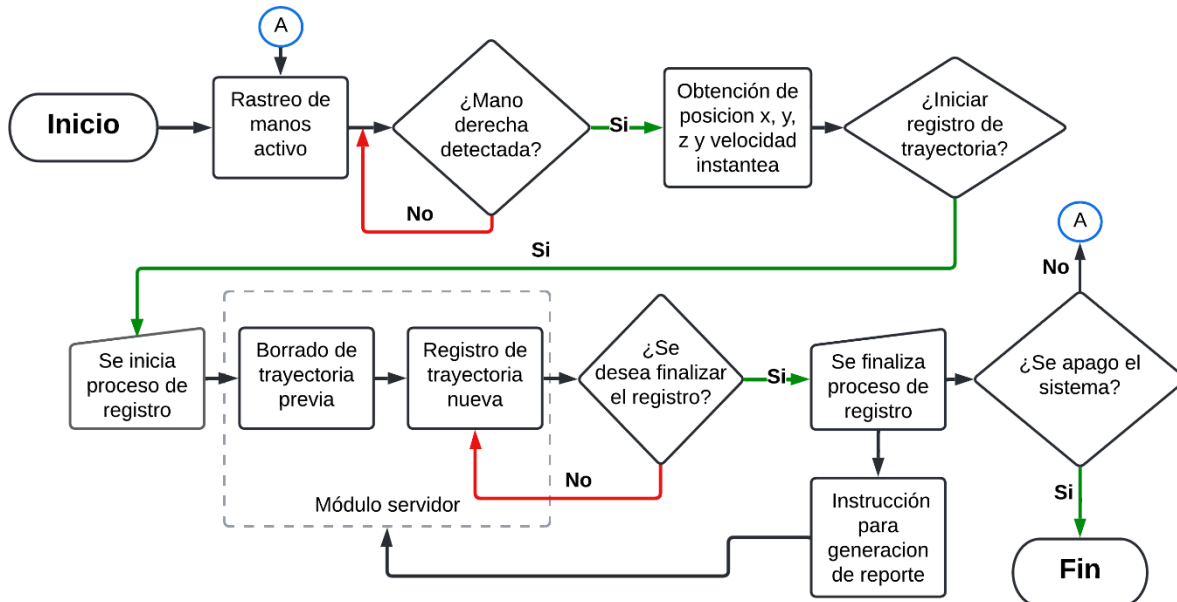


Figura 3.15. Funcionamiento de registro de datos.

3.4.1.2 Submódulo de rastreo de objetos

Este submódulo fue desarrollado utilizando Python y OpenCV, seleccionadas por ser herramientas de código abierto y por ofrecer una amplia documentación que facilitó el proceso de implementación. Se entrenó un modelo de detección de objetos específico para cada caso de estudio de ensambles incluidos en el sistema. La metodología empleada para obtener este modelo de detección de objetos se detalla en la Figura 3.16, la cual consta de los siguientes pasos. En primer lugar, se adquiere un conjunto de imágenes (640 x 640 píxeles) para cada caso de estudio o tarea de ensamble. Posteriormente, el conjunto de imágenes se procesa en la plataforma Roboflow, donde se realiza el etiquetado siguiendo las recomendaciones de la plataforma [78]. Este proceso genera un conjunto de imágenes etiquetadas, las cuales se almacenan y quedan disponibles a través de un enlace proporcionado por Roboflow (Figura 3.17A continuación, se utiliza Google Colab como entorno de ejecución para entrenar el modelo de detección, con YOLOv8 como base. El proceso de entrenamiento, realizado a partir de las imágenes etiquetadas, permite generar un archivo de salida con extensión .pt, que representa el modelo entrenado. Este archivo será empleado en el código de programación del sistema para realizar la detección de los objetos requeridos en el entorno del ensamble.

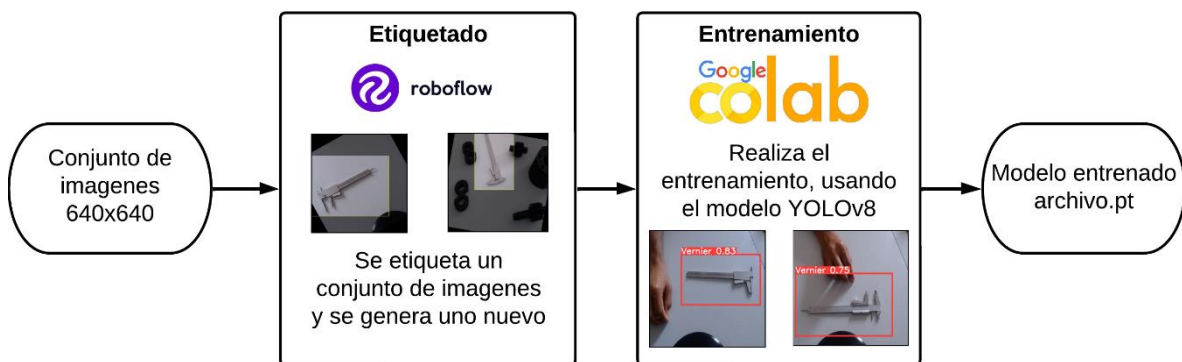


Figura 3.16. Proceso de entrenamiento para detección de objetos.



Figura 3.17. Proceso de etiquetado y generación de enlace.

En el sistema se desarrollaron dos casos de estudio: el caso 1 de una bomba de aceite y caso 2 de un transformador de movimiento lineal a rotatorio. La implementación a detalle de cada caso de estudio se describe y detalla en el capítulo 4. El sistema se entrenó para cada de estudio. Una vez generado el archivo del modelo entrenado para cada caso de ensamble, éste se incorpora en el código Python del submódulo de detección de objetos. El código se basa en YOLOv8 para la detección de objetos, y su desarrollo se realizó con apoyo de la documentación oficial y el código proporcionado en el repositorio de Ultralytics para YOLOv8 [72]. El proceso para la detección de objetos se muestra en la Figura 3.18.

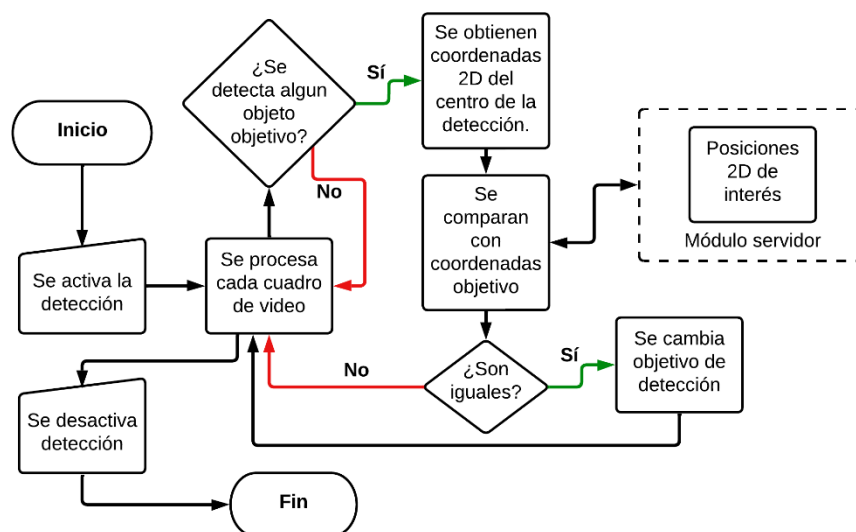


Figura 3.18. Proceso general de detección de objetos.

3.4.2 Implementación del módulo servidor

Para la implementación del módulo servidor se contrató el servicio de hosting de Hostinger, en el cual se configuro la base de datos mostrada en la Figura 3.7. Una vez configurada la base de datos, se programaron los protocolos de comunicación entre este y los demás módulos. El módulo servidor permanece activo de forma continua, a la espera de recibir datos para su almacenamiento o procesamiento, así como para atender solicitudes de información específica. Todos los módulos reciben y envían información.

Todo el código utilizado para el almacenamiento y consulta de información, así como el utilizado para procesar información se desarrolló en PHP. Entre los elementos clave de este módulo se incluye el algoritmo de comparación de trayectorias, el cual se describe con mayor detalle en la sección de algoritmos. Adicionalmente, se implementó el procesamiento de los datos de tiempo, distancia, velocidad y cambios en la posición x, y, z enviados por el módulo de rastreo y el costo calculado por el módulo servidor a partir de la comparación de trayectorias. El procesamiento de estos datos resulta en la obtención de las siguientes métricas [9]:

- El tiempo de finalización de la tarea (Task Completion Time, *TCT*) es el tiempo total requerido por el operador para completar la tarea de ensamblaje manual. El *TCT* se mide desde el primer movimiento manual de ensamblaje hasta que se ensambla la última pieza. El sistema utiliza el temporizador interno de Unity para medir el tiempo.
- La distancia total de ensamble (Total Assembly Distance, *TAD*) es la distancia total recorrida por la mano derecha del operador para completar el proceso de ensamble. La *TAD* se calcula según la siguiente ecuación:

$$TAD = \sum_{i=2}^n \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2} \quad (3.1)$$

donde n es el número de puntos a lo largo de la trayectoria de ensamblaje, y x, y, z son las coordenadas de cada punto a lo largo de dicha trayectoria. Los puntos se registran cada 20 fotogramas del LMC.

- La velocidad media de ensamblaje (Mean Assembly Speed, *MAS*) es la velocidad promedio de los movimientos del operador durante el proceso de ensamblaje. Se calcula de la siguiente manera:

$$MAS = \frac{TAD}{TCT} \quad (3.2)$$

- La energía total de ensamblaje (Total Assembly Energy, *TAE*) es el trabajo o la energía requerida por el operador para realizar el proceso de ensamblaje. Esta energía corresponde a la energía potencial utilizada por el operador para completar la tarea de ensamblaje manual y se puede cuantificar como:

$$TAE = \sum_{i=1}^n mg\Delta y_i \text{ if } \Delta y_i > 0 \quad (3.3)$$

donde mg es el peso de los componentes manipulados durante el proceso de ensamblaje, Δy es el desplazamiento vertical (en la dirección de la gravedad), y n es el número de muestras de puntos a lo largo de las trayectorias de ensamble.

- La métrica de similitud de la trayectoria de ensamblaje (Assembly Trajectory Similarity, *ATS*) evalúa la similitud entre la trayectoria de ensamble del operador y la trayectoria de ensamble de referencia (experto). El objetivo es cuantificar qué tan similares son los movimientos de ensamble del operador en comparación con los movimientos del especialista, mientras más pequeño es este valor más similar son las trayectorias. Este análisis de similitud se basa en el algoritmo DTW, el cual se explica en detalle en la sección 3.5.2.
- La puntuación global del desempeño en el ensamble (*S*) es una métrica definida para cuantificar el rendimiento global del operador o aprendiz en relación con el

rendimiento del experto o especialista. La puntuación global se basa en las métricas anteriores y tiene un valor en el rango de 0 a 5, donde 5 indica que el rendimiento en el ensamble manual es igual al del experto. Una puntuación global superior a 5 significa un mejor rendimiento al del experto. La métrica S se calcula de la siguiente manera:

$$S = A + B + C + D + E \quad (3.4)$$

donde la métrica A representa el TCT , B representa la TAD , C representa la MAS , D representa la TAE y E representa la ATS . El valor de cada una de estas métricas de ensamble se calcula de acuerdo con las siguientes ecuaciones:

$$A = \frac{TCT_{ex}}{TCT_{op}} \quad (3.5)$$

$$B = \frac{TAD_{ex}}{TAD_{op}} \quad (3.6)$$

$$C = \begin{cases} \text{if } MAS_{ex} < MAS_{op} & \therefore C = \frac{MAS_{ex}}{MAS_{op}} \\ \text{if } MAS_{ex} \geq MAS_{op} & \therefore C = \frac{MAS_{op}}{MAS_{ex}} \end{cases} \quad (3.7)$$

$$D = \frac{TAE_{ex}}{TAE_{op}} \quad (3.8)$$

$$E = \frac{ATS_{ex}}{ATS_{op}} \quad (3.9)$$

donde los subíndices ex y op representan los valores de los parámetros del experto y del operador, respectivamente. Se espera que cada métrica tenga un valor en el rango de 0 a 1, o superior si el rendimiento del operador es mejor que el del experto.

3.4.3 Implementación de módulo interfaz

El módulo de interfaz fue implementado utilizando Unity, permitiendo que todos los elementos del sistema se visualicen directamente en la ventana de ejecución de esta plataforma. Este módulo integra tanto elementos tridimensionales de realidad aumentada (RA) como componentes tradicionales de interfaz en dos dimensiones (2D), optimizando la interacción del usuario con el sistema. Los elementos de RA proporcionan una representación visual inmersiva en 3D, mientras que los componentes de interfaz 2D incluyen funciones de control y visualización de información. La Figura 3.19 muestra los elementos generales que conforman las pantallas del módulo de interfaz, los cuales se describen a continuación:

1. Espacio de trabajo y componentes reales: Aunque estos elementos forman parte del entorno real, están presentes durante todo el proceso de ensamble, excepto en las

pantallas de registro y evaluación. Estos son los únicos elementos reales que forman parte del módulo interfaz.

2. Guía dinámica: La guía dinámica es un elemento tridimensional sólido que representa los componentes del ensamble. Este elemento muestra a través de un movimiento repetitivo, el patrón de movimiento que el usuario debe realizar para completar el paso actual. Estos elementos desaparecen cada vez que el usuario coloca de forma adecuada el componente indicado.
3. Indicadores de ensamble: El sistema cuenta con dos esferas tridimensionales transparentes que permanecen visibles durante todo el proceso de ensamble. Estas esferas actúan como guías indicativas para verificar si los componentes han sido colocados correctamente. Una esfera se posiciona sobre el componente de interés, mientras que la otra marca la posición objetivo a la que debe moverse dicho componente. A medida que el componente se acerca a la posición deseada, la esfera cambia a color amarillo, y al colocarlo correctamente, se torna verde. Luego de un breve periodo, la esfera se reposiciona sobre el siguiente componente objetivo y la nueva posición objetivo.
4. Cursor 3D: Este elemento es un cursor tridimensional que permite al usuario interactuar con los componentes interactivos de la interfaz. El cursor se alinea con la posición tridimensional de la punta del dedo índice de la mano detectada y, además de facilitar la interacción, indica que el sistema de rastreo está activo y funcionando correctamente.
5. Guía estática. Esta guía es un elemento tridimensional transparente que indica cómo debe posicionarse correctamente la pieza de interés, también actúa como referencia para mostrar sobre qué componente debe colocarse el componente actual. Una vez que la pieza de interés se coloca adecuadamente, la guía desaparece.
6. Elemento informativo: Este elemento del interfaz simplemente muestra texto estático en forma de instrucciones aclarativas, alertas o datos de relevancia.
7. Elemento interactivo: El elemento interactivo reacciona a la colisión entre el cursor tridimensional y cualquier elemento interactivo del interfaz. Sirve para controlar ciertas funciones del sistema, dependiendo de la pantalla.

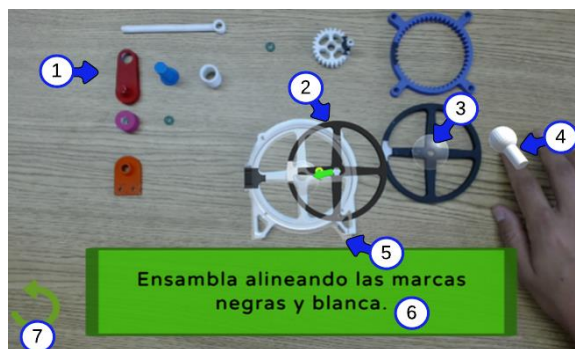


Figura 3.19. Elementos generales de la interfaz del sistema desarrollado.

Las pantallas desarrolladas para este módulo son estáticas y no cambian dependiendo del tipo de usuario que ingresa al sistema. Al iniciar el sistema la primera pantalla en mostrarse es la pantalla de registro (Figura 3.20). En esta pantalla los usuarios pueden ingresar sus credenciales en caso de estar registrados en el sistema o simplemente ingresar al sistema como visitantes ingresando su nombre y seleccionando la casilla de visitante. Aunque el sistema no mostrara pantallas adaptadas a cada tipo de usuario, en el módulo interfaz están implementados 2 tipos de usuarios distintos.

1. Experto
2. Operario

El usuario experto esta implementado para únicamente usarse durante la grabación o edición de trayectorias para un ensamblaje y el operario es el tipo de usuario que se emplea para evaluar su desempeño.

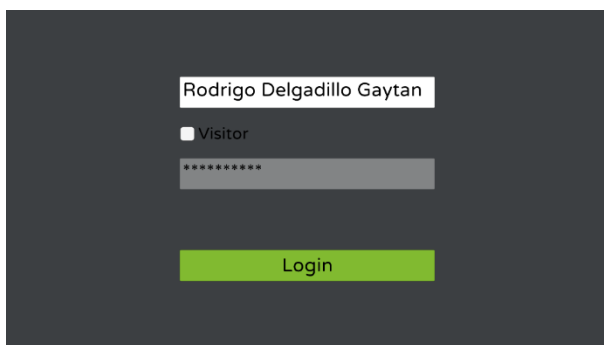


Figura 3.20. Pantalla de registro (Pantalla 1).

Una vez registrado el usuario, aparecerá la pantalla mostrada en la Figura 3.21, donde simplemente aparecerá un elemento de interfaz 2D con el que el cursor puede interactuar para iniciar el proceso de ensamble. El usuario deberá colocar los componentes del ensamble de interés dentro de la zona de trabajo para que el sistema los detecte. Cuando se presiona el elemento interactivo con el cursor 3D, el sistema mostrara la pantalla mostrada en la Figura 3.22, donde aparecen guías RA estáticas indicando las posiciones iniciales para los componentes del ensamble, un elemento informativo sobre la acción a realizarse y el elemento interactivo de retorno que aparecerá siempre a partir de esta pantalla.



Figura 3.21. Pantalla de inicio (Pantalla 2).



Figura 3.22. Acomodo de posiciones iniciales (Pantalla 3).

Cuando las piezas son acomodadas en sus posiciones iniciales, el sistema automáticamente cambia a la pantalla mostrada en la Figura 3.23, donde se puede observar que aparece un elemento interactivo llamado “START”, esta pantalla fue implementada como un momento de pausa antes del inicio del proceso de ensamble. Cuando el cursor 3D interactúa con el elemento “START”, el sistema inicia las indicaciones para llevar a cabo el proceso de ensamblaje, tal como se muestra en la Figura 3.24. En esta pantalla se presentan las guías dinámicas y los elementos indicativos 3D, que funcionan como guía durante el proceso de ensamblaje. Además, durante el tiempo que esta pantalla esta activa el sistema de rastreo está verificando continuamente la posición de la mano del usuario y de los objetos de interés, y registrando toda la información generada.

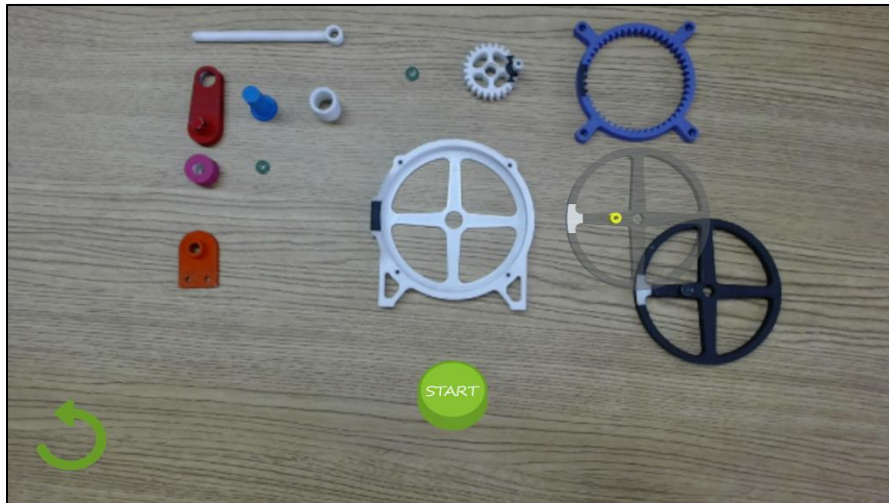
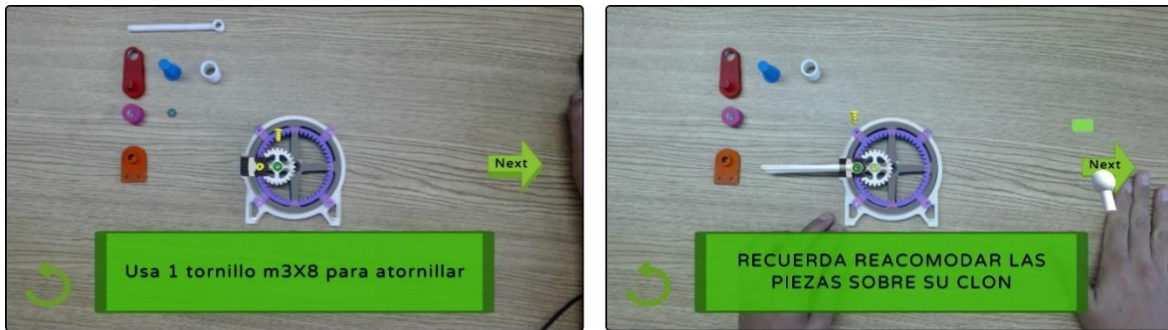


Figura 3.23. Pantalla de espera (Pantalla 4).



Figura 3.24. Pantalla de acciones de ensamblaje 1(Pantalla 5).

A lo largo del proceso de ensamble, el sistema interrumpe el flujo descrito en la figura anterior para cambiar a la pantalla de operaciones de fijación, como se ilustra en la Figura 3.25, donde se pueden apreciar las dos fases de esta pantalla. Mientras esta pantalla está activa, el sistema de rastreo sigue monitoreando de manera continua la posición de la mano y de los objetos de interés, aunque no se registra ningún dato además del tiempo en el sistema. En la Figura 3.25.a se muestra la primera fase de la pantalla, donde la interfaz indica por medio de un elemento indicativo que componentes deben usarse para realizar la operación de fijación y, además, por medio de guías 3D dinámicas donde deben colocarse. El usuario puede incluso mover los componentes ya ensamblados (Figura 3.25.b), si es necesario, para realizar el proceso de fijación de manera más cómoda. Al finalizar la operación de fijación e interactuar con el elemento “Next”, el sistema solicitará que las piezas sean reubicadas en su posición original, mostrando un mensaje informativo y guías estáticas para ayudar en la reubicación, como se muestra en la Figura 3.25.b.



a)

b)

Figura 3.25. Pantalla de operaciones de fijación (Pantalla 6): a) Fase uno de pantalla y b) Fase dos de pantalla

Cuando el elemento interactivo “Next” es presionado por segunda vez con el Cursor 3D el sistema cambiara de nuevo a la pantalla mostrada en la Figura 3.24 en caso de que el proceso de ensamble continúe con un nuevo paso. En caso contrario y que el proceso de ensamble haya terminado, el sistema mostrará la pantalla de evaluación mostrada en la Figura 3.26. En esta pantalla se muestra el reporte de evaluación del usuario que incluye los siguientes elementos informativos.

1. Gráfico radial con la clasificación y puntuación del desempeño del usuario.
2. Cuadro de texto para datos informativos.
3. Gráfico de radar para comparación visual de puntuaciones.
4. Historial de puntuaciones generales.
5. Historial de puntuaciones para cada parámetro, con elementos interactivos para consultar el historial para cada parámetro.
6. Gráfico con las puntuaciones más recientes para cada parámetro.

En el caso de los historiales, éstos muestran un registro máximo de 5 datos anteriores.

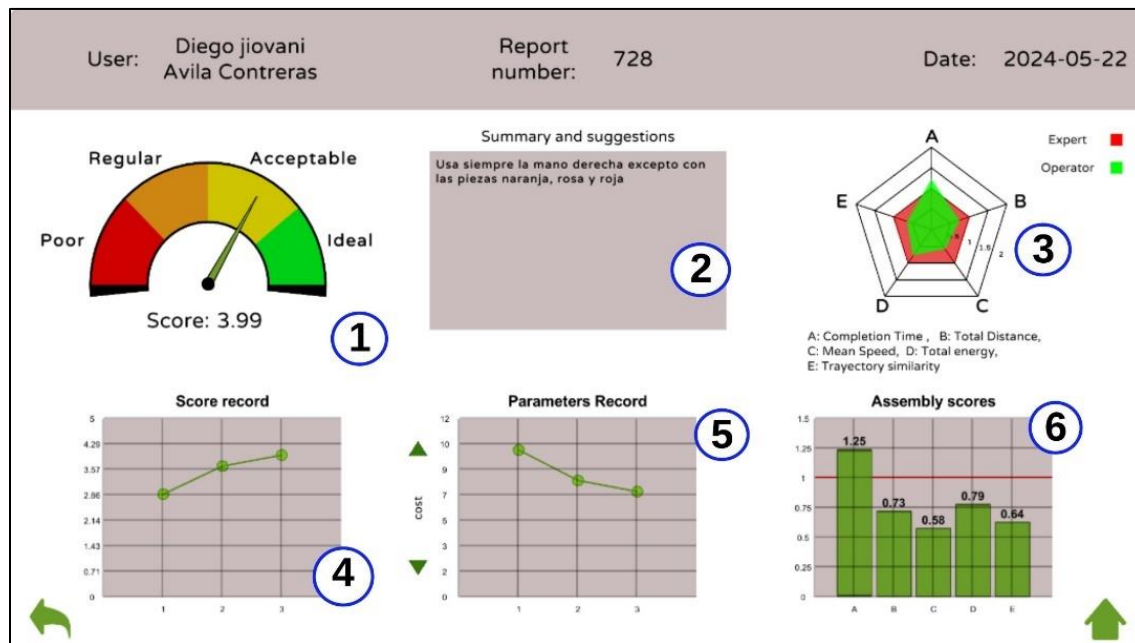


Figura 3.26. Pantalla de evaluación.

Las guías estáticas y dinámicas usadas en el interfaz son elementos tridimensionales que representan digitalmente cada uno de los componentes del ensamble. Para la obtención e implementación de estos modelos tridimensionales, se realizó el procedimiento mostrado en la Figura 3.27. Primeramente, se obtiene el archivo STL del modelo 3D ya sea de un repositorio como Thingiverse o generándolo desde 0 con la ayuda de un software de diseño 3D como Solidworks. Mediante el software Blender® el achivo se importa como blend y se transforma en un archivo FBX. Por último, en Unity se importa el archivo FBX y se agregan las propiedades visuales requeridas como color y textura. Una vez agregadas todas las características se guarda y se agrega dentro Unity en los archivos del módulo de interfaz.

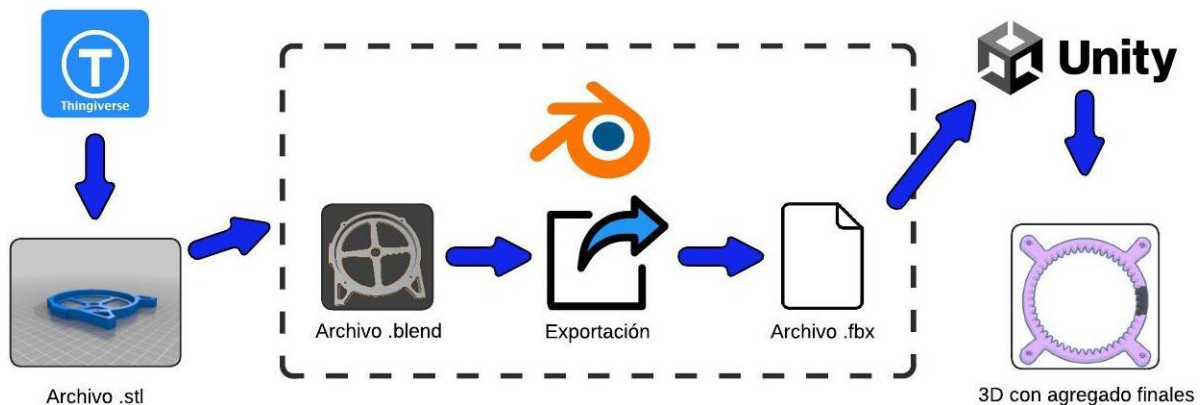


Figura 3.27. Proceso general de obtención de modelos 3D.

3.5 Algoritmos

En esta sección se presentan los algoritmos desarrollados para optimizar las funciones de detección y análisis de trayectorias en el sistema. Estos algoritmos son fundamentales para lograr una identificación exacta y una comparación detallada en el proceso de ensamblaje.

3.5.1 Algoritmo para detección individual de objetos idénticos

El submódulo de rastreo de objetos se centra en la identificación individual de piezas idénticas detectadas por el modelo de detección, permitiendo diferenciar cada componente de manera única, incluso cuando comparten características visuales similares. Este submódulo realiza un seguimiento continuo de todos los objetos para los cuales el modelo fue entrenado, como se ilustra en la Figura 3.28. No obstante, es posible llevar a cabo la detección individual mediante pequeños ajustes en el código base. Sin embargo, surge un problema cuando existen piezas idénticas, ya que el modelo las identifica como si fueran un único objeto, aun cuando en la realidad no lo sean, como se observa en la Figura 3.29. Para resolver este problema, se desarrolló el algoritmo mostrado en Figura 3.30. Una vez implementado este algoritmo el sistema fue capaz de realizar detecciones individuales incluso entre piezas idénticas. En la Figura 3.31 se ilustra el uso de este algoritmo, donde se observa la detección específica de una de las piezas idénticas mediante la marcación con una esfera blanca.

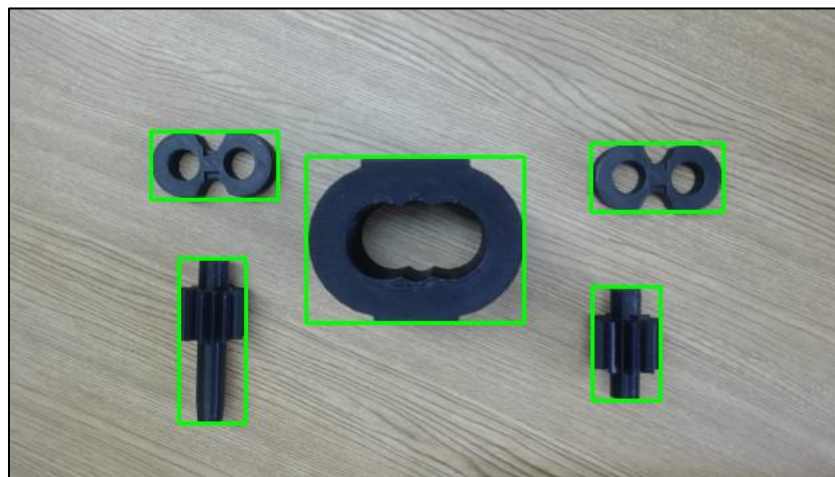


Figura 3.28. Detección de todas las piezas.

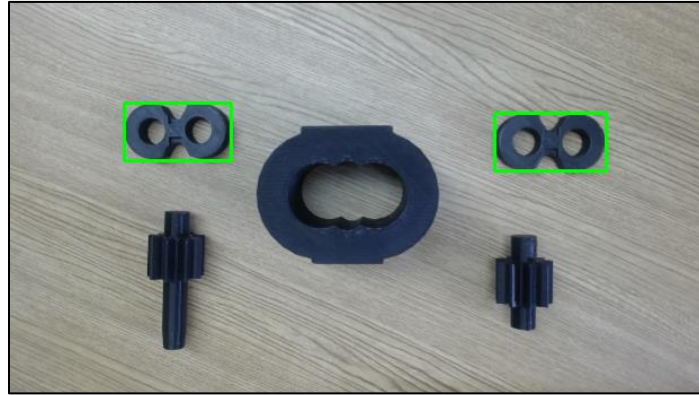


Figura 3.29. Detección individual de piezas.

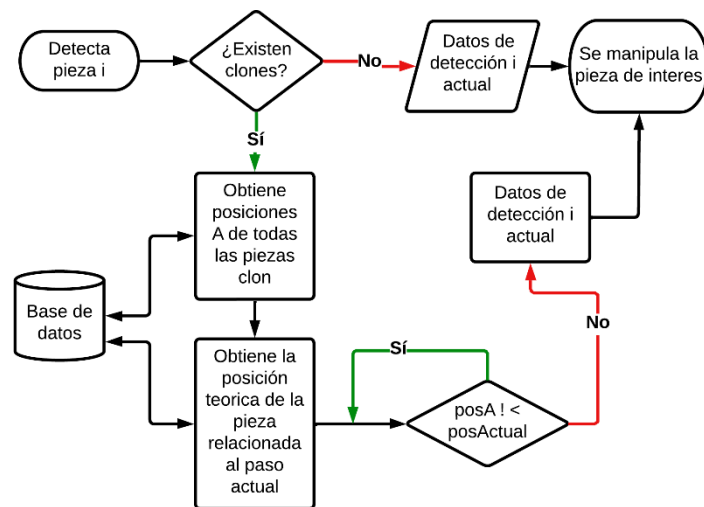


Figura 3.30. Algoritmo para detección real de piezas individuales idénticas.

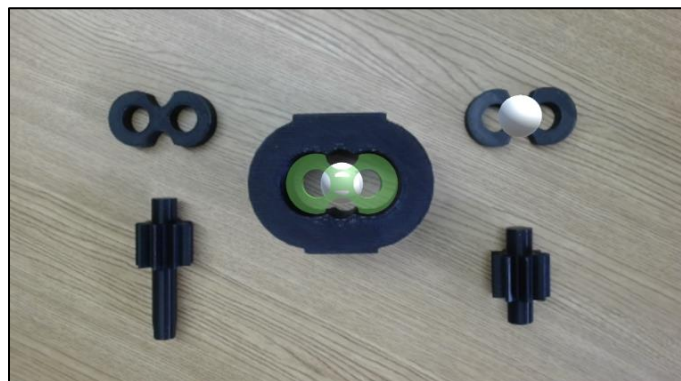


Figura 3.31. Ejemplo de aplicación de algoritmo.

3.5.2 Algoritmo para comparación de trayectorias

Dado que la información obtenida por el módulo de rastreo de acciones consiste en las trayectorias generadas por el movimiento de las manos de los usuarios, es necesario evaluar dichas trayectorias comparándolas con trayectorias de referencia. Las medidas de similitud tienen el propósito de cuantificar el grado de correspondencia entre dos trayectorias [23]. De acuerdo con [23],[79] y [80], el algoritmo más adecuado para el sistema propuesto es el DTW, debido a las siguientes características:

- **Discreción y análisis secuencial:** El DTW es un algoritmo discreto y basado únicamente en secuencia, lo cual significa que mide exclusivamente las distancias espaciales entre puntos de trayectoria sin considerar aspectos temporales adicionales [74].
- **Capacidad para medir similitud de forma:** El DTW permite evaluar y cuantificar la similitud en la forma de las trayectorias [75].
- **Amplio uso en la medición de similitud entre trayectorias:** El DTW es uno de los algoritmos más empleados para este propósito, y ha impulsado el desarrollo de métodos que mejoran su eficiencia computacional [74].
- **No requiere muestreo temporal coincidente:** A diferencia de otros algoritmos, el DTW no impone restricciones respecto a la coincidencia temporal en el muestreo de las trayectorias comparadas [76].

Debido a que el objetivo principal del sistema propuesto es verificar la calidad y completitud con que se realiza una tarea o proceso, resulta más relevante considerar la similitud en la forma de las trayectorias que el tiempo de ejecución de la tarea. Además, gracias a la adaptabilidad del algoritmo, es posible añadir un parámetro adicional que tome en cuenta el tiempo de ejecución del proceso o que actúe como umbral para la detección de errores. Por lo tanto, se utilizará el algoritmo DTW en el desarrollo del sistema. El algoritmo DTW es empleado para la medición de distancia entre dos secuencias y se ha convertido en una de las medidas de distancia de trayectorias más populares. Este algoritmo busca entre todas las posibles alineaciones entre los puntos de 2 trayectorias, por aquella con mínima distancia [74]. El algoritmo está definido por las siguientes ecuaciones:

$$DTW(A,B) = \begin{cases} 0 & \text{si } a_i \text{ y } b_j \text{ estan vacios} \\ \infty & \text{si } a_i \text{ o } b_j \text{ estan vacios} \\ dist_2(a_i, b_j) + \min \begin{cases} DTW(a_{i-1}, b_{j-1}) \\ DTW(a_{i-1}, b_j) \\ DTW(a_i, b_{j-1}) \end{cases} & \end{cases} \quad (3.10)$$

donde $dist_2(a_i, b_j)$ representa la distancia euclidiana entre dos puntos calculada con la ecuación 3.11. El algoritmo puede visualizarse a través de una matriz de distancias, mostrada en la Figura 3.32, en la cual el eje "x" corresponde a todos los puntos de la trayectoria B y el eje "y" a todos los puntos de la trayectoria A. Cada valor en la matriz representa la distancia entre cada par de puntos, uno de la trayectoria A y otro de la B. Cuando la matriz está completa, el algoritmo selecciona las distancias en la matriz, de acuerdo con la ecuación 3.10, desde la

celda superior derecha a la inferior izquierda que minimizan la suma entre ellas. El valor resultante es la distancia DTW y representa la desviación o error entre las dos trayectorias analizadas. En la Figura 3.32, se muestran en color verde las distancias seleccionadas de acuerdo con el algoritmo

$$dist_2(a_i, b_j) = \sqrt{(b_{jx} - a_{ix})^2 + (b_{jy} - a_{iy})^2 + (b_{jz} - a_{iz})^2} \quad (3.11)$$

A4	∞	28	20	5
A3	∞	12	10	4
A2	∞	2	2	12
A1	∞	1	6	22
	0	∞	∞	∞
		B1	B2	B3

Figura 3.32. Ejemplo de matriz de distancia.

El valor de distancia DTW obtenido es usado para evaluar cuantitativamente la diferencia entre la trayectoria del operario y la trayectoria de referencia. Para comparar el valor DTW en trayectorias con diferente cantidad de puntos, es implementado un valor DTW normalizado [76]. Este valor normalizado es el parámetro ATS mencionado en la sección 3.4.2 que cuantifica la similitud entre dos trayectorias y se calcula con la siguiente formula:

$$ATS = \sqrt{DTW(A, B) / \max(m, n)} \quad (3.12)$$

donde $\max(m, n)$ es el número de celdas usadas en la suma de distancias para calcular el valor DTW.

3.6 Pruebas de implementación

Como parte del desarrollo del sistema y con el objetivo de analizar y valorar el funcionamiento en la evaluación de usuarios al completar un proceso de ensamble, se diseñó el experimento publicado en [9], el cual comprende la metodología mostrada en la Figura 3.33. Para la realización de la prueba se seleccionaron aleatoriamente 25 estudiantes de ingeniería, en el rango de edad de entre 20 a 33 años, diestros y sin conocimientos previos del proceso de ensamble y sistemas de rastreo. Los criterios de inclusión comprendieron: a) perfil profesional orientado a la industria manufacturera, b) edad productiva, y c) buenas condiciones de salud. Se obtuvo el consentimiento informado de cada participante. Se seleccionó la tarea de

ensamble manual de una bomba de aceite como caso de estudio. El ensamblaje de la bomba de aceite consta de 5 partes, como se muestra en la Figura 3.34: 1) carcasa, 2) cojinete inferior, 3) engranaje corto, 4) engrane grande y 5) cojinete superior. La bomba de aceite fue fabricada a partir de su modelo digital utilizando manufactura aditiva y material ácido poliláctico (PLA). Las instrucciones del procedimiento de ensamble manual se muestran en la Figura 3.35.

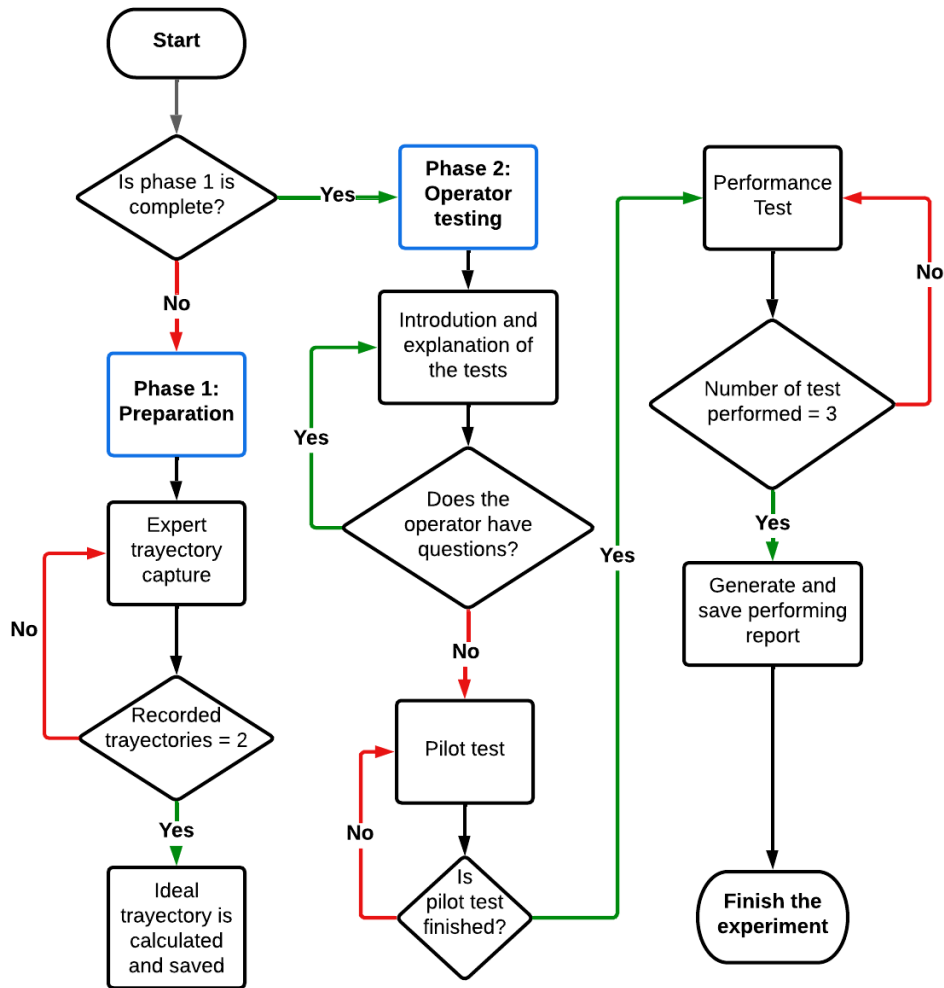
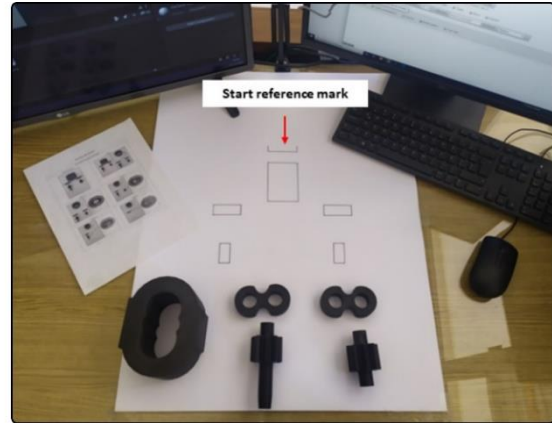


Figura 3.33. Metodología experimental para la prueba de rastreo de manos y servidor [9].



a)



b)

Figura 3.34. Tarea de ensamble manual de bomba de aceite: a) configuración inicial, b) marcas de orientación y configuración inicial.

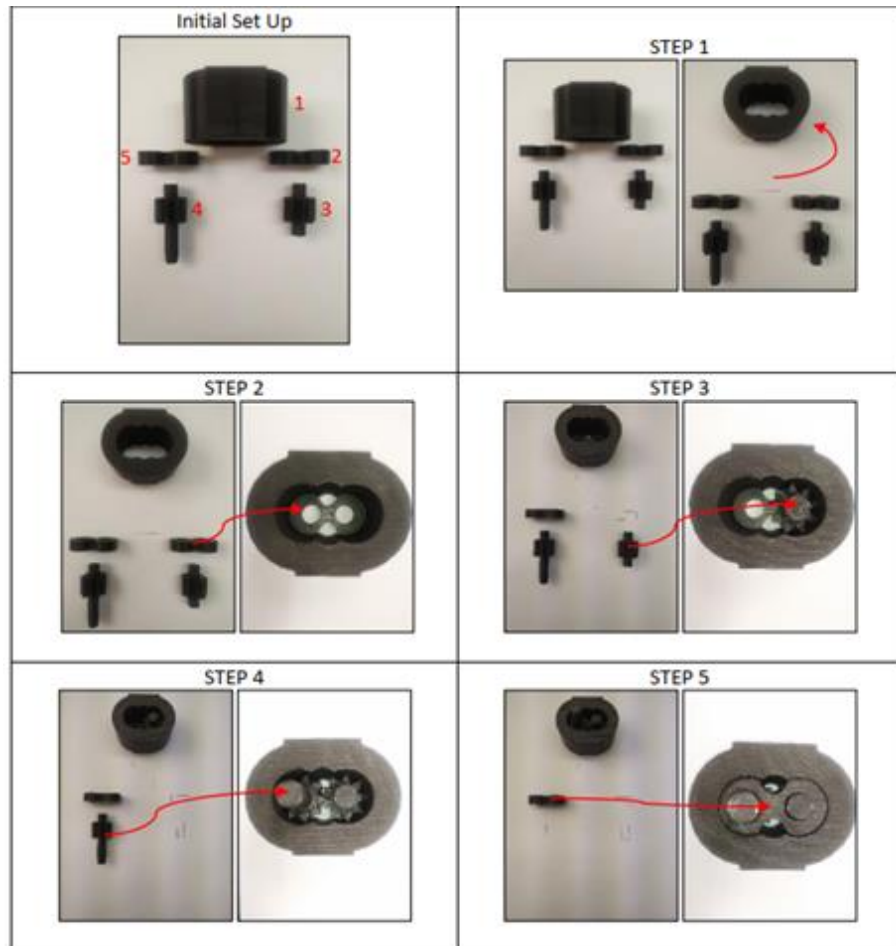


Figura 3.35. Instrucciones de ensamble para la bomba de aceite.

Al comienzo de cada prueba se explicaron a todos los participantes la relevancia del experimento, los antecedentes y el funcionamiento del sistema. Una vez finalizada la introducción al sistema, se dieron las siguientes instrucciones a los participantes antes de comenzar la prueba: a) utilizar únicamente la mano derecha para ejecutar el ensamble, b) colocarse de pie frente al espacio de trabajo y alinearse con el centro de la guía de cartón, c) mantener la mano izquierda debajo de la mesa de trabajo para evitar interferencias con el sensor LMC, d) la posición inicial de la mano debe estar sobre la pieza 1 con los dedos extendidos, y e) el inicio de la prueba será indicado por el instructor.

Además, se realizó una prueba piloto con cada participante. Durante esta prueba piloto los participantes pudieron hacer preguntas y recibir retroalimentación sobre el sistema y las operaciones de ensamble. Después de la prueba piloto, cada participante realizó 3 intentos de la tarea de ensamble. Todos los datos fueron recopilados, registrados y analizados. En la Figura 3.36 se puede observar a un participante realizando la tarea de ensamble.

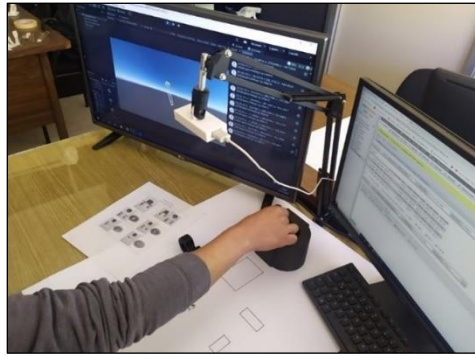


Figura 3.36. Participante realizando la tarea de ensamble de la bomba.

En la Figura 3.37 se muestra la puntuación global del desempeño en el ensamble obtenida por cada participante, donde se pueden observar valores por encima y debajo de 5. Los valores por encima de 5 representan un desempeño superior al desempeño de referencia (especialista), y en caso contrario los valores menores representan un desempeño inferior. Con la finalidad de determinar un valor mínimo aceptable para la puntuación de desempeño se utilizó la siguiente ecuación.

$$S_{min} = S_{exp}(1 - \beta) \quad (3.13)$$

donde S_{exp} es el valor de referencia o la puntuación global del experto en este caso 5; y β es un valor de tolerancia que se puede seleccionar de acuerdo a cada proceso de ensamble y aplicación específicos. En este estudio se seleccionó $\beta = 0.15$, lo que lleva a una puntuación mínima aceptable de $S_{min} = 4.25$, la cual se muestra en la Figura 3.37 como una línea horizontal verde. Por lo tanto, si la puntuación global del participante es mayor o igual a 4.25, se considera calificado para realizar la operación de ensamble.

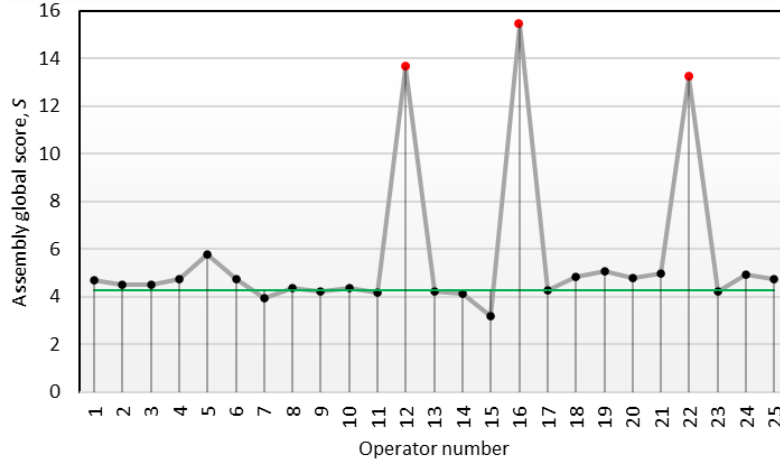


Figura 3.37. Puntuaciones de ensamble globales de todos los participantes.

De igual forma que es posible calcular un mínimo aceptable para la puntuación de ensamble global, también es posible obtener mínimos aceptables para cada una de las métricas que conforman la puntuación global, aplicando la siguiente ecuación.

$$P_{min} = 1 - \beta \quad (3.14)$$

donde P_{min} es el valor mínimo de las métricas (A , B , C , D y E), y β es el valor de tolerancia. En este estudio, $\beta = 0.15$, lo que significa que $P_{min} = 0.85$. A partir de los valores de P_{min} obtenidos es posible determinar que aspecto de la tarea de ensamble el usuario debe mejorar para aumentar su puntuación de ensamble global. De esta manera el sistema puede entregar una retroalimentación más detallada al usuario.

En la Figura 3.37, se observan también tres valores atípicos de la puntuación global de ensamblaje, los cuales están marcados en rojo. Estos valores atípicos pueden ser el resultado de usar una trayectoria de ensamble que difiere de la trayectoria de referencia, pero genera valores de métricas similares, o de un mal funcionamiento del sensor debido a problemas de comunicación. Para validar los datos obtenidos y confirmar que no se deban a un funcionamiento del sensor, se comparan el número de puntos muestreados con el número esperado de puntos, de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$I = n / (TCT \cdot s_r) \quad (3.15)$$

donde I es el parámetro de validación, n es el número de puntos a lo largo de la trayectoria de ensamblaje, TCT es el tiempo de finalización de la tarea, y s_r es la tasa de muestreo del sistema. La tasa de muestreo promedio medida en todas las pruebas fue $s_r = 13.3$ muestras por segundo. Se utiliza un valor de referencia de $I = 1$, lo que significa que el sensor funcionó correctamente sin medir discontinuidades. Por lo tanto, el valor mínimo aceptable del parámetro I se puede estimar de la siguiente manera:

$$I_{min} = 1(\delta) \quad (3.16)$$

donde δ es la tolerancia seleccionada para la tarea de ensamble según la opinión del experto. En este estudio, se seleccionó $\delta = 0.15$, lo que da como resultado $I_{min} = 0.85$. Si el valor de I es menor que el valor de I_{min} , la puntuación se considera falsa.

La Figura 3.38 muestra los valores de I de todos los operadores; los valores de I menores a 0.85 se han resaltado en rojo. Se observa que los valores de los operadores 5, 12, 14, 15 y 16 son falsos. Comparando estos valores con los observados en la Figura 3.37, se puede notar que los valores para los participantes 12 y 16 corresponde con valores atípicos, confirmando que estos se deben a un fallo en el sistema. Sin embargo, para los participantes 5, 14 y 15 se puede observar que sus puntuaciones no son atípicas, y aun así deben considerarse falsas, ya que el valor obtenido no se debe realmente a un buen desempeño sino a un fallo en la cantidad de datos registrados. De entre los valores atípicos, la puntuación obtenida por el participante 22 no demostró ser obtenida debido a un mal funcionamiento del sistema ya que obtuvo un valor de I aceptable; sin embargo, al observar los parámetros individuales se observó un valor para el parámetro AST notablemente distanciado del valor promedio aceptado, indicando que la trayectoria generada por este participante fue notablemente distinta a la esperada, validando como falsa la puntuación obtenida. Esta situación no ocurrió con ningún otro participante.

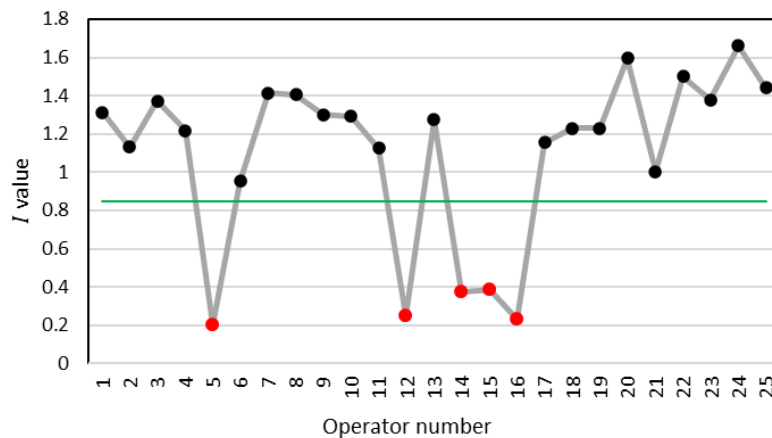
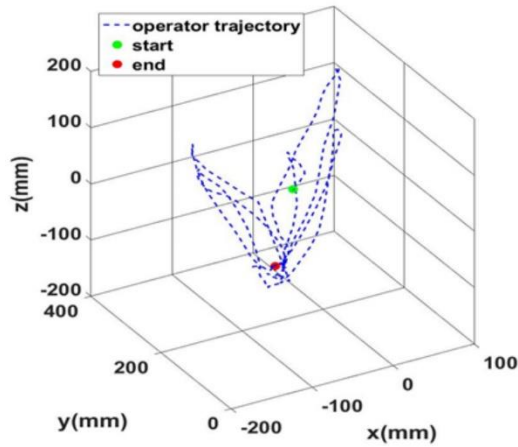
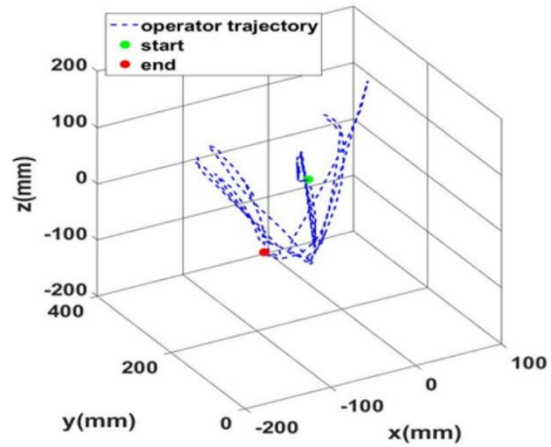


Figura 3.38. Resultados de validación de puntuación global de ensamble.

A través de la detección de estos valores falsos se implementaron filtros en el sistema para mejorar su funcionamiento y evitar la generación de puntuaciones falsas. También con la finalidad de verificar el funcionamiento en el rastreo de las posiciones de la mano, así como en la comunicación y almacenamiento de datos, se generaron graficas 3D de las trayectorias de todos los participantes y el experto de referencia. Como resultado se obtuvo que todos aquellos para los cuales se había verificado su puntuación generaron una gráfica consistente con la generada por el experto, y siempre dentro de la zona de trabajo, como se muestra en la Figura 3.39 y Figura 3.40.



a)



b)

Figura 3.39. Trayectorias 3D: a) participante 1, b) participante 2

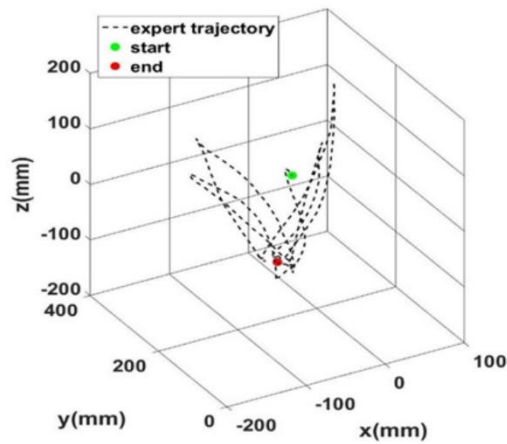


Figura 3.40. Trayectoria 3D del experto.

Por medio de las pruebas, se demostró la viabilidad y funcionalidad del enfoque propuesto para digitalizar automáticamente las operaciones de ensamble manual y evaluar el rendimiento de los operadores. El sensor LMC utilizado es capaz de rastrear los movimientos de las manos durante la ejecución de la tarea de ensamble sin necesidad de marcadores o ropa especial, permitiendo el movimiento libre del operador. La comunicación entre el módulo de rastreo y el módulo servidor se validó. Además, estas pruebas permitieron la implementación de filtros para la detección de valores falsos y se consideraron cambios en los elementos del entorno para mejorar el rendimiento del sensor.

4 Desarrollo e implementación de casos de estudio de procesos de ensamble

En este capítulo se describe la selección y los procedimientos utilizados para lograr la adecuada implementación de dos casos de estudio utilizados en el sistema desarrollado ARMAS. Los casos de estudio corresponden al ensamble de una bomba de aceite y al ensamble de un transformador de movimiento. Se detallan los pasos seguidos para la construcción de los modelos 3D o su obtención a partir de fuentes específicas, así como el proceso de integración de estos modelos dentro del sistema. Además, se explican las consideraciones tomadas en cuenta para cada uno de los casos de estudio, abarcando aspectos técnicos y operacionales que aseguran una implementación efectiva.

4.1 Casos de estudio

Como parte del desarrollo del sistema propuesto, se implementaron dos casos de estudio correspondientes a operaciones industriales de ensamble manual. Estos casos de estudio se utilizaron para evaluar la funcionalidad y efectividad del sistema. A continuación, se describen los casos de estudio seleccionados.

4.1.1 Caso 1: Bomba de aceite

En el caso 1 se utilizó la bomba de aceite mostrada en la Figura 4.1, la cual está compuesta por cinco partes principales: 1) carcasa, 2) cojinete inferior, 3) engranaje corto, 4) engranaje grande y 5) cojinete superior. La bomba de aceite fue seleccionada debido a contiene pocas piezas, las cuales tienen formas simples, tamaños que permiten manipularlas fácilmente, y colores uniformes; además de ser un ensamble que se encontraba disponible debido a que había sido usado en trabajos previos relacionados, y no requería ser fabricado.



a)

b)

Figura 4.1. Bomba de aceite: a) ensamblada y b) en partes.

4.1.2 Caso 2: Transformador de movimiento

El caso de estudio 2 corresponde al transformador de movimiento mostrado en la Figura 4.2, el cual consta de 12 piezas. Este componente fue seleccionado con el propósito de aumentar la complejidad del ensamble, lo cual se logra al tener un mayor número de piezas con diversas formas, colores y tamaños. Adicionalmente, el ensamble de este componente incorpora un proceso de atornillado, el cual añade un nivel adicional de complejidad al proceso de ensamble.

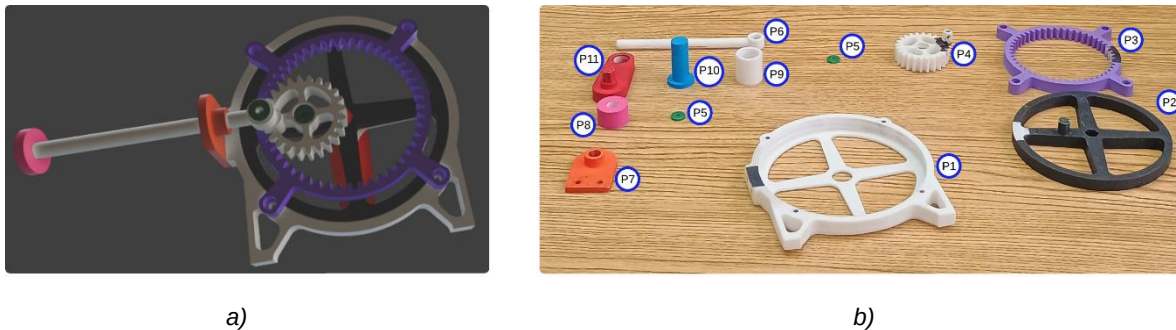


Figura 4.2. Transformador de movimiento: (a) ensamblado, (b) en partes.

4.2 Desarrollo de modelos tridimensionales

La generación y obtención de los modelos tridimensionales correspondientes a los casos de estudio se llevó a cabo mediante el procedimiento mostrado en la Figura 4.3. Como paso inicial se obtiene el archivo STL del modelo 3D desde un repositorio, como Thingiverse, o se modela el objeto desde cero utilizando un software de diseño 3D, como SolidWorks. Luego, el archivo STL se importa en Blender, donde se guarda en formato blend y se realizan las ediciones necesarias al modelo. En Blender es posible realizar una amplia gama de ediciones en un modelo 3D, como la aplicación de materiales complejos, modificadores y texturas avanzadas [81]. Sin embargo, al exportar estos modelos a Unity, ciertas características pueden no ser interpretadas correctamente [82]. Por ejemplo, los materiales y texturas creados mediante nodos en Blender a menudo requieren reconfiguración en Unity, ya que el motor de videojuegos utiliza un sistema de materiales diferente que no siempre reconoce los shaders complejos de Blender, así como ciertos modificadores que no se traducen automáticamente y pueden afectar la geometría del modelo. Por último, la escala y orientación del modelo pueden variar entre ambos programas, requiriendo ajustes adicionales para garantizar la correcta visualización y funcionamiento del modelo en Unity. En el caso de los modelos correspondientes a los casos de estudio, se realizaron únicamente ediciones en posición, estructura, color y tamaño, todas siendo cambios que Unity es capaz de interpretar adecuadamente.

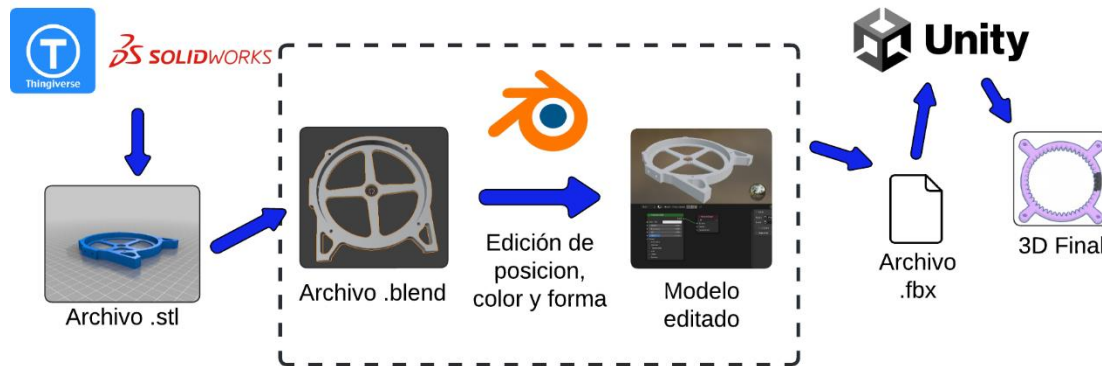


Figura 4.3. Metodología general para la obtención de modelos 3D.

Para la configuración de la posición, se realizan ajustes en la posición absoluta en el espacio tridimensional del objeto y de su origen. Estos aspectos son fundamentales para el control del movimiento en las animaciones de la realidad aumentada que muestra el módulo de interfaz. En la Figura 4.4, se ilustra el ajuste de ambas posiciones para la pieza 1 “Base” del caso 1. Además, es importante tener en cuenta el plano sobre el cual se realizan los ajustes en Blender, ya que esto afecta directamente la correcta transformación y orientación de los objetos al exportarlos a Unity. Para garantizar una integración adecuada, es esencial trabajar en el mismo plano tridimensional en ambos entornos.

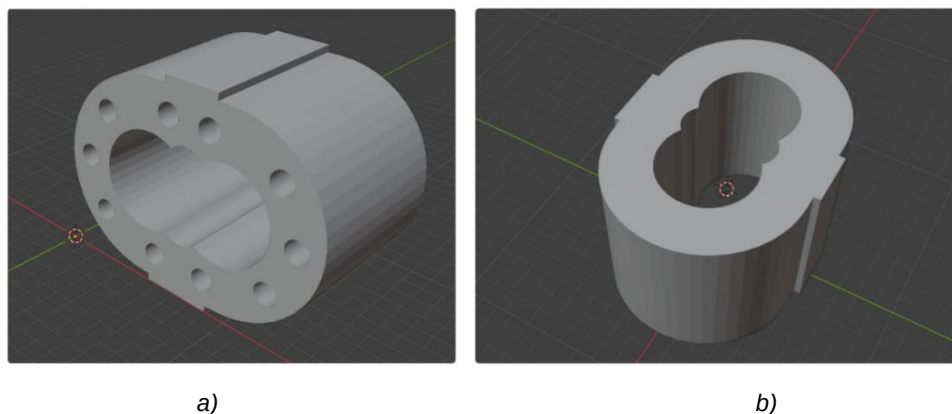


Figura 4.4. Cambio de posición: (a) Posición inicial y (b) Posición deseada.

En caso de ser necesario, en Blender se pueden realizar fácilmente ajustes en la estructura de un modelo 3D, lo cual permite personalizar el modelo al diseño requerido. En la Figura 4.5 se muestra la edición realizada en la pieza “P1” de la Figura 4.2 utilizada para el ensamble del transformador de movimiento, donde fue necesario dividir la estructura para poder aplicar más de un material al modelo. Si el modelo 3D fue construido desde cero utilizando un software de modelado, es preferible realizar estos ajustes en la estructura antes de convertirlo al formato STL.



Figura 4.5. Ajuste de estructura y color: (a) Modelo unificado, (b) Modelo dividido y con color extra aplicado.

La escala es un factor que puede complicar la implementación de modelos 3D en el sistema. Para evitar confusiones, cualquier escalado aplicado al modelo 3D en Blender se establece como la nueva escala base, como se ilustra en la Figura 4.6. De esta forma se vuelve más claro el manejo del escalado en Unity. En otras palabras, la escala del modelo 3D en Blender siempre debe ser 1 para todos los ejes, antes de exportar el archivo.

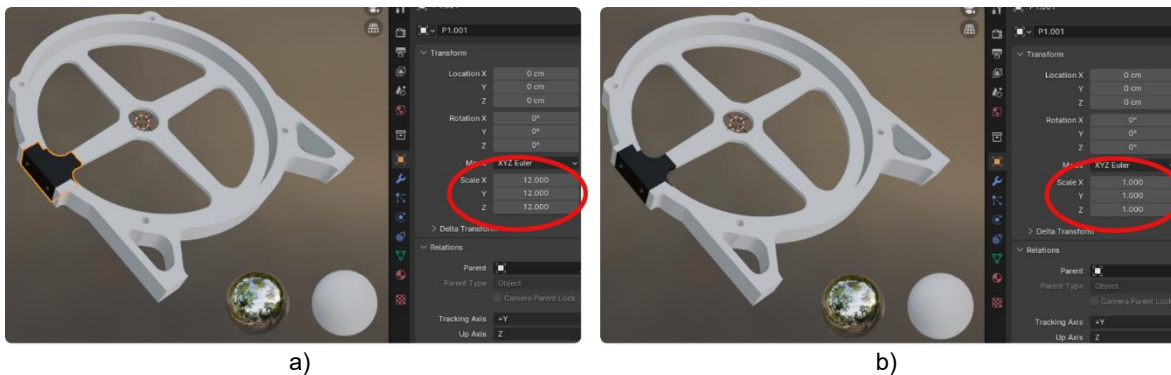


Figura 4.6. Cambio en escala: (a) Ajuste de escala, (b) Ajuste establecido como escala base.

Una vez finalizada la edición del modelo 3D se realiza la exportación del archivo en formato FBX. Únicamente se realizó la exportación de la malla del modelo y se aplicó la transformación de unidades de escala FBX, como se muestra en Figura 4.7. Blender maneja varios tipos de objetos en un archivo como lo son la luz, la cámara, etc., al realizar una exportación es necesario indicar que objetos se van a incluir en esta exportación, para el caso del proyecto se seleccionó solo la malla ya que el único elemento importante es el modelo. Las unidades de escala FBX permiten que el escalado sea consistente en Unity, por lo que se vuelve importante realizar esta transformación.

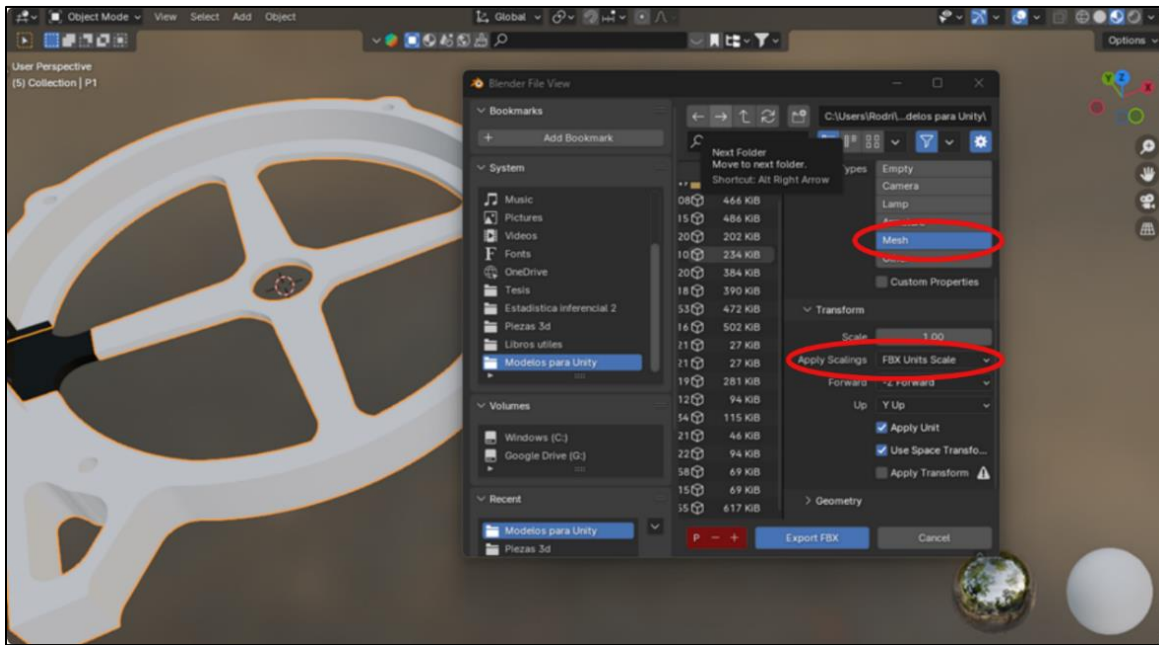


Figura 4.7. Exportación del archivo FBX.

Por último, el archivo exportado en formato FBX se agrega directamente en las carpetas del módulo de interfaz con un nombre que sea identificable y único.

4.3 Fabricación de las piezas

Las piezas correspondientes a los dos casos de estudio de ensamble fueron fabricadas mediante la metodología mostrada en la Figura 4.8. Como primer paso se modela el objeto desde cero utilizando un software de diseño 3D, como SolidWorks, o se obtiene el modelo 3D desde un repositorio, como Thingiverse. Posteriormente se genera el archivo STL y se importa al software de impresión 3D, en este caso se utilizó el programa FlashPrint®. En este programa se pueden ajustar la orientación, escala y posición del objeto, así como configurar parámetros específicos de impresión, como la altura de las capas, la densidad de relleno y las estructuras de soporte. Una vez finalizados estos ajustes, FlashPrint convierte el modelo en un conjunto de instrucciones detalladas que la impresora 3D sigue para construir el objeto capa por capa, generando un archivo en formato X3G. Finalmente, el archivo X3G se transfiere al sistema de impresión 3D, donde se inicia el proceso de impresión. Para la fabricación de las piezas correspondientes a los casos de estudio, se utilizó la impresora 3D Creator Pro de la marca FlashForge, y como material de impresión el ácido poliláctico (PLA).

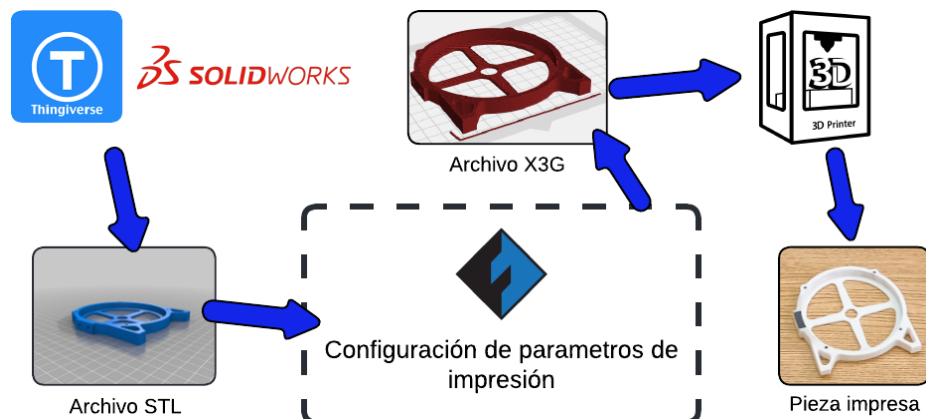


Figura 4.8. Proceso de creación de piezas del ensamblaje.

4.4 Entrenamiento para la detección objetos

Para entrenar la detección de objetos para los dos casos de estudio, se utilizó la metodología mostrada en la Figura 3.16. Sin embargo, la recolección y el etiquetado del conjunto de imágenes se realizó de una forma distinta para cada caso.

4.4.1 Recolección del conjunto de imágenes

Para lograr una correcta detección de los objetos, es importante garantizar una alta calidad en el conjunto de imágenes obtenidas. Se recomienda que este conjunto sea representativo del entorno en que se aplicará el modelo, que tenga una amplia variedad de imágenes, y un número considerable de ellas, ya que, en general, un mayor número de imágenes mejora el rendimiento del modelo de entrenamiento [83].

La variación en el conjunto de imágenes se logra a través de cambios en la iluminación, en el fondo de las imágenes, en el tamaño de los objetos, en los ángulos de cámara y la adición de ruido [84]. Para ambos casos de estudio la variación en el fondo y en los ángulos de cámara no fueron considerados al momento de generar el conjunto de imágenes. Esto debido a que ambas características son estáticas a lo largo de toda la implementación y pruebas del sistema, por lo que únicamente se consideraron los factores de iluminación, adición de ruido y posición de los componentes.

4.4.2 Creación de conjunto de datos en Roboflow

La plataforma Roboflow [85] permite importar imágenes y aplicar técnicas de aumentación para mejorar la diversidad y calidad del conjunto de imágenes. Estas herramientas ayudan a ajustar características como iluminación, rotación, escala y ruido, lo que contribuye a crear un conjunto de datos robusto y representativo del entorno real. Además, también permite aplicar preprocesado para preparar el conjunto de imágenes para el modelo de detección [86]. El preprocesado de imágenes asegura que el conjunto de imágenes tenga un formato estándar. Este paso es esencial para garantizar que tu conjunto de imágenes sea

consistente antes de entrenar el modelo de detección. Roboflow ofrece las siguientes opciones de preprocesado [86]:

1. Auto orientar
2. Redimensionar
3. Escala de grises
4. Ajuste automático de contraste
5. Aislar objetos
6. Recorte estático
7. Dividir en mosaico
8. Modificar clases
9. Filtrar nulos
10. Filtrar por etiqueta

La aumentación de imágenes es un paso en el que se aplican transformaciones al conjunto de imágenes existentes. Este proceso puede ayudar a mejorar la capacidad del modelo para generalizar y, por lo tanto, desempeñarse de manera más efectiva en imágenes no vistas. En Roboflow se pueden realizar las siguientes aumentaciones [86]:

1. Voltear
2. Rotación de 90 grados
3. Rotación aleatoria
4. Recorte aleatorio
5. Distorsión aleatoria
6. Desenfoque
7. Exposición
8. Ruido aleatorio
9. Recorte parcial
10. Mosaico

Un conjunto de imágenes puede contener una representación desigual entre las diferentes clases, lo cual resultará en un modelo de detección poco preciso, que no detectará cada clase con la misma exactitud. Por ello, es fundamental mantener un equilibrio adecuado en la cantidad de imágenes para cada clase definida. El conjunto de imágenes creado es posible analizarse utilizando la herramienta mostrada en la Figura 4.9, donde además de poder verificar si existe alguna desigualdad en la representación de las clases, también pueden consultarse las siguientes estadísticas:

1. Número de imágenes en el conjunto
2. Número de anotaciones
3. Tamaño promedio de las imágenes
4. Relación de aspecto media de las imágenes
5. Número de anotaciones faltantes
6. Número de anotaciones nulas
7. Dimensiones de las imágenes en tu conjunto de datos
8. Histograma de conteo de objetos
9. Mapa de calor de las ubicaciones de las anotaciones

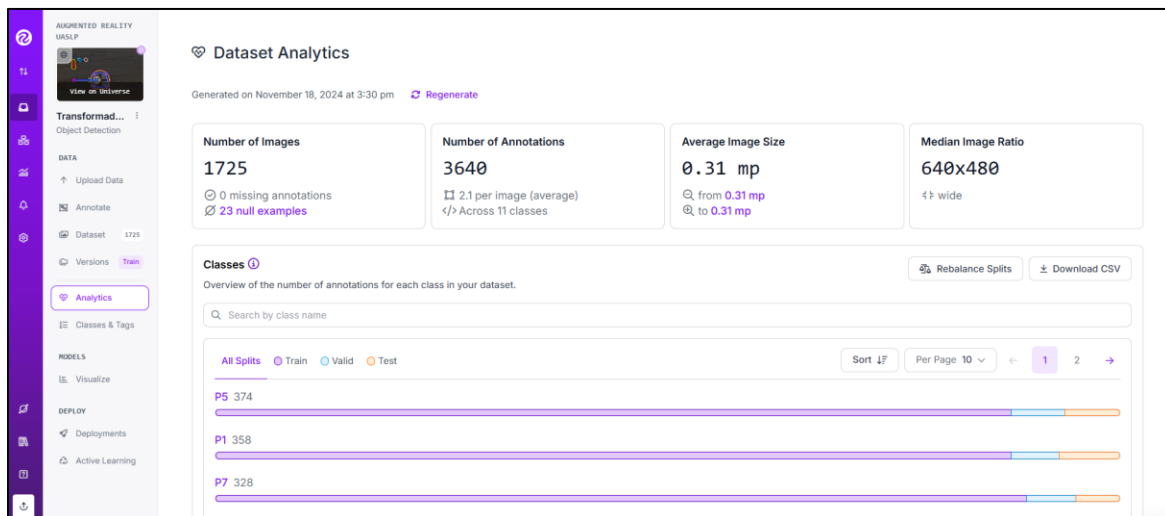


Figura 4.9. Análisis del conjunto de imágenes en Roboflow.

4.4.3 Etiquetado del conjunto de imágenes

Para utilizar el conjunto de imágenes en el entrenamiento de un modelo de detección, es fundamental etiquetar cada imagen de manera adecuada. La herramienta de etiquetado de Roboflow, mostrada en la Figura 4.10, facilita esta tarea, proporcionando un flujo de trabajo preciso, fácil de usar y rápido. Además, ofrece herramientas y comandos especializados que optimizan el proceso de etiquetado, asegurando precisión y consistencia en las anotaciones. La calidad del etiquetado de las imágenes afectará directamente la precisión del modelo entrenado. Al utilizar la estrategia adecuada de etiquetado y anotación, se puede producir un conjunto de datos de alta calidad que ayudará al modelo a aprender mejor cómo identificar los objetos que se han etiquetado. Roboflow sugiere considerar las siguientes acciones para realizar el etiquetado [78]:

1. Etiquetar cada objeto de interés en todas las imágenes.
2. Etiquetar la completitud del objeto.
3. Etiquetar objetos ocluidos.
4. Crear cuadros delimitadores ajustados.
5. Crear nombres de etiquetado específicos.

El etiquetado puede realizarse de forma manual a través del uso cuadros o polígonos que crea el usuario o bien utilizando el asistente de etiquetado para el cual es necesario seleccionar un modelo entrenado que puede usarse para detectar los objetos que se desean etiquetar. Este modelo puede ser:

1. Un modelo entrenado en el Microsoft COCO dataset.
2. Cualquiera de los modelos públicos existentes en el Roboflow Universe.
3. Versiones anteriores del modelo propio.

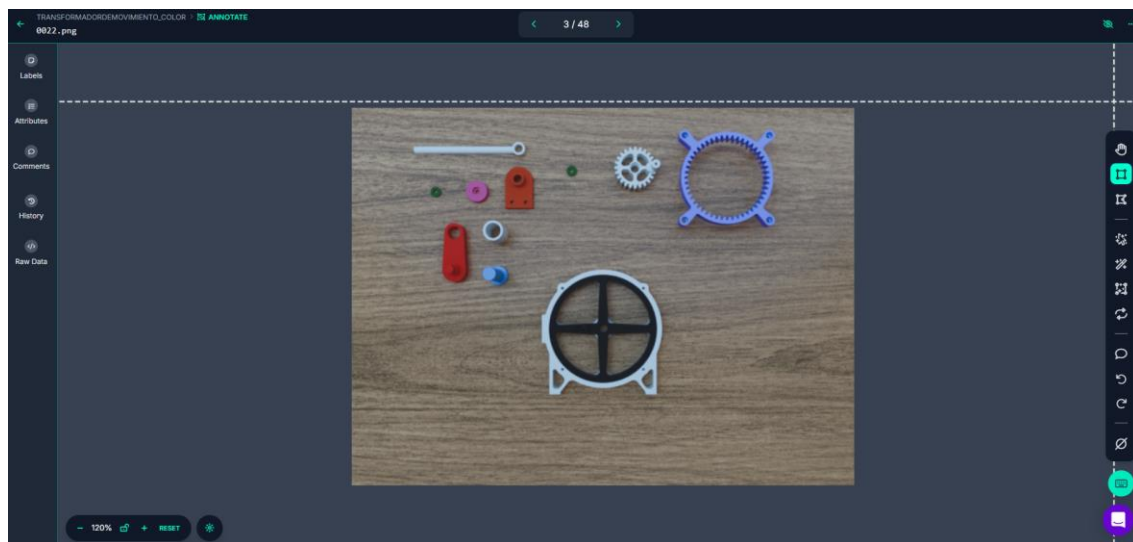


Figura 4.10. Herramienta de etiquetado de Roboflow.

La herramienta de etiquetado permite realizar automáticamente el etiquetado para todos los objetos en cada una de las imágenes disminuyendo significativamente el tiempo requerido para este proceso; aunque es importante considerar que no es un proceso perfecto y aun es requerida la revisión de las imágenes. En la Figura 4.11 se puede observar una situación común al utilizar el asistente, donde falla al realizar el etiquetado de alguna de las piezas y es necesario manualmente agregar este etiquetado faltante.

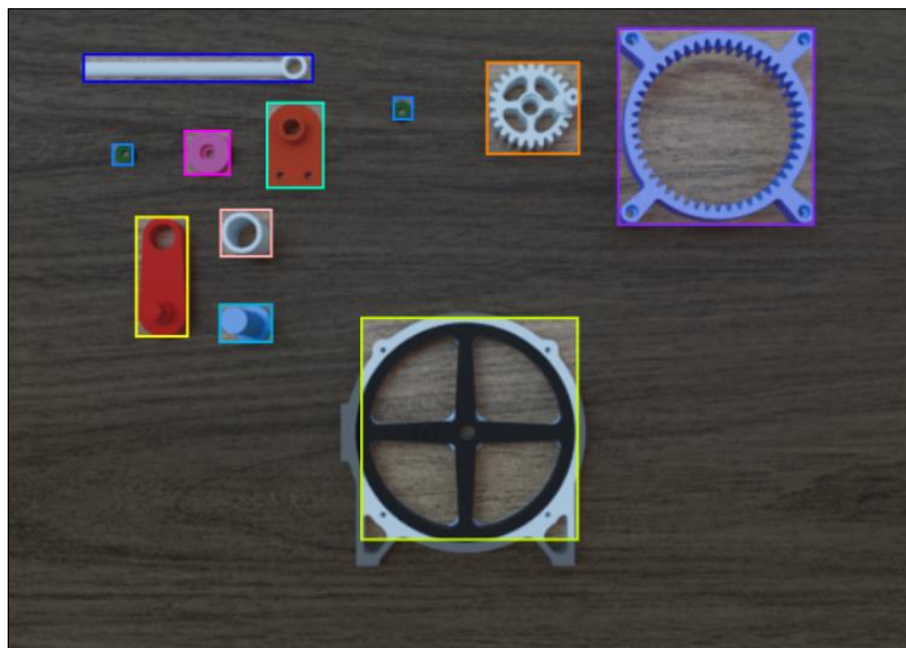


Figura 4.11. Etiquetado con asistente.

4.4.4 Ensamble de bomba de aceite

En el caso de la bomba de aceite mostrada en la Figura 4.12 , se obtuvieron 320 imágenes y el etiquetado se realizó utilizando la herramienta de etiquetado de Roboflow, ambos procesos se realizaron manualmente. La obtención de imágenes se llevó a cabo mediante un código sencillo que activa la cámara web integrada en el sistema. El código permite capturar una imagen cada vez que se presiona una tecla específica, almacenando la imagen capturada en una carpeta designada. Por cada imagen capturada fue necesario realizar ligeros ajustes en la posición de los componentes reales en el entorno de trabajo, y registrar en una bitácora estos ajustes, para asegurar la variabilidad entre las capturas obtenidas y evitar el duplicado de imágenes. Estos ajustes se realizaron de forma aleatoria partiendo de puntos iniciales de interés, y siempre considerando las posiciones ya registradas fuera de esta aleatorización.



Figura 4.12. Ensamble de la bomba de aceite.

En cuanto a los ajustes de iluminación, para lograr resultados lo más homogéneos posibles, se capturaron las imágenes siempre en el mismo horario, manteniendo encendida la luz de la zona de trabajo de manera constante. Para el ruido se agregaron imágenes con elementos que no formaban parte del proceso de ensamblaje. El etiquetado de las imágenes para este caso de estudio se realizó de forma manual utilizando la herramienta de cuadros y polígonos, como se muestra en Figura 4.13.



Figura 4.13. Etiquetado con herramienta de polígono.

4.4.5 Ensamble de transformador de movimiento

Para el caso dos del ensamble del transformador de movimiento lineal a rotatorio mostrado en la Figura 4.2, se obtuvieron 10,000 imágenes. Estas imágenes generadas se obtuvieron en un tiempo significativamente menor al que requeriría obtener la misma cantidad de imágenes de manera manual; esto debido a que fueron producidas digitalmente. La Figura 4.14 muestra los elementos digitales generados para el ensamble del transformador de movimiento. El proceso digital evita la necesidad de ajustar manualmente cada uno de los elementos cada vez que se captura una imagen, y de realizar el registro de las posiciones abarcadas. Además, garantiza que las condiciones de iluminación se mantengan constantes en todas las imágenes del conjunto, si así se desea. También permite realizar cualquier modificación en las características de las imágenes sin alterar la disposición o el orden de los elementos, facilitando la consistencia en el análisis.

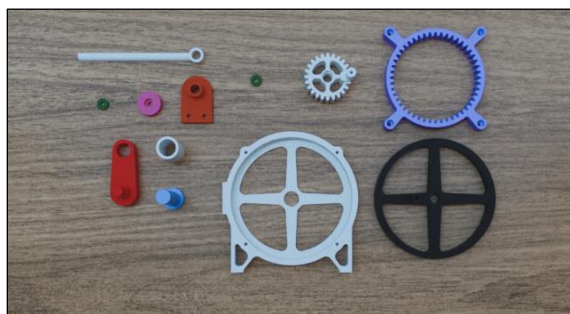


Figura 4.14. Piezas del caso 2 de ensamblaje.

La obtención de las imágenes digitales se realizó usando el método mostrado en la Figura 4.15, el cual utiliza el software Blender de creación y animación de modelos 3D. En el método descrito, los ajustes en la posición de cada elemento se realizan de manera automática. Se genera una animación usando una trayectoria definida del movimiento de las piezas, a partir del cual se extrae cada fotograma como una imagen. De esta forma, se garantiza que ninguna imagen sea un duplicado y que cada pieza alcance las posiciones de interés.

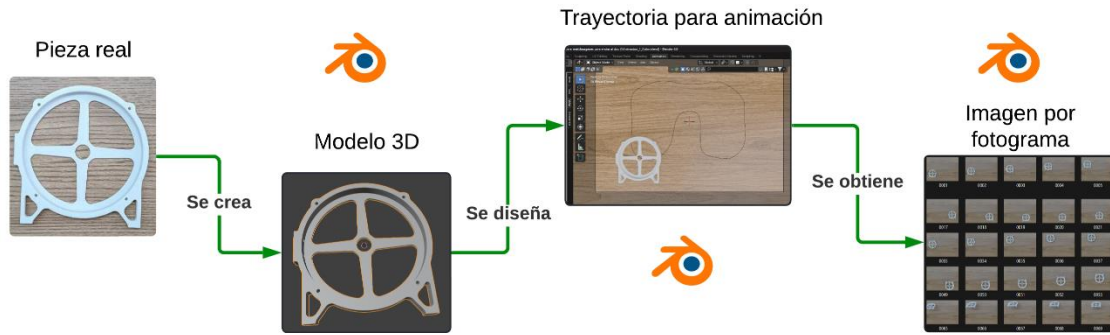


Figura 4.15. Proceso general para la obtención de imágenes digitales.

Dada la gran cantidad de imágenes obtenidas, el proceso de etiquetado para el entrenamiento del modelo de detección se llevó a cabo mediante el asistente de etiquetado de la plataforma Roboflow. Para habilitar esta función, se entrenó un modelo inicial en Roboflow utilizando un conjunto reducido de imágenes. Posteriormente, este modelo fue aplicado en el asistente de etiquetado para completar el proceso de manera automática, como se muestra en la Figura 4.16.

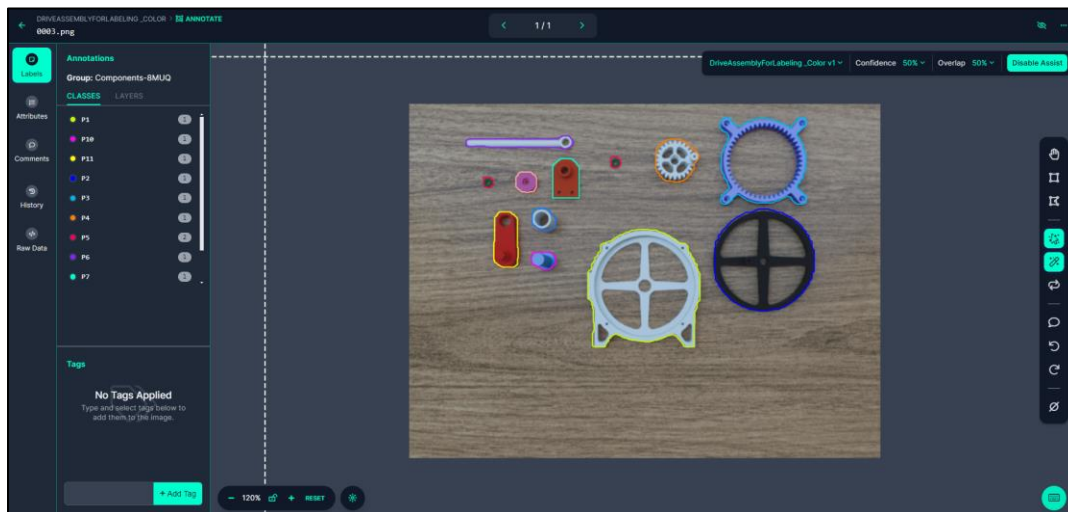


Figura 4.16. Etiquetado automático con asistente de Roboflow.

4.5 Integración en el sistema

La integración de los modelos 3D y del modelo de entrenamiento en el sistema, se llevan a cabo en el módulo de interfaz y el módulo de rastreo respectivamente. Los modelos 3D en formato FBX, se colocan en una carpeta dentro del proyecto de Unity, como se muestra en la Figura 4.17. Las carpetas deben estar dentro de la carpeta Assets y deben ser nombradas de forma que sean fáciles de ubicar.

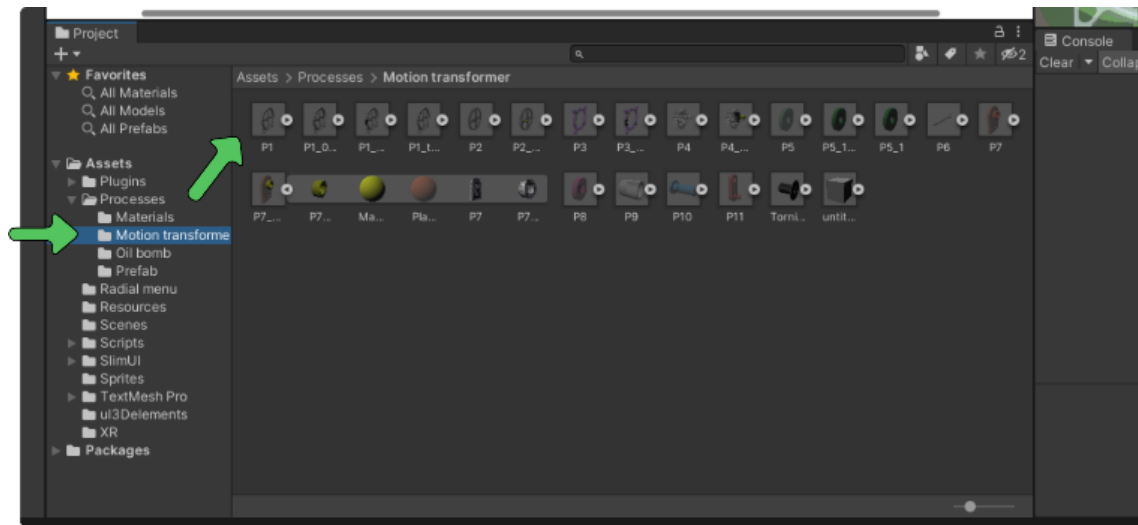


Figura 4.17. Agregado de modelos 3D en el proyecto de Unity.

Para que los elementos sean visibles en la interfaz del sistema, es necesario agregarlos directamente como se muestra en Figura 4.18. Después podrán ser manipulados a través de una variable por medio de código. Para ambos casos de estudio todos los componentes fueron colocados agrupados y fuera de la vista de la cámara, de esta forma no son visibles todo el tiempo mientras funciona el sistema.

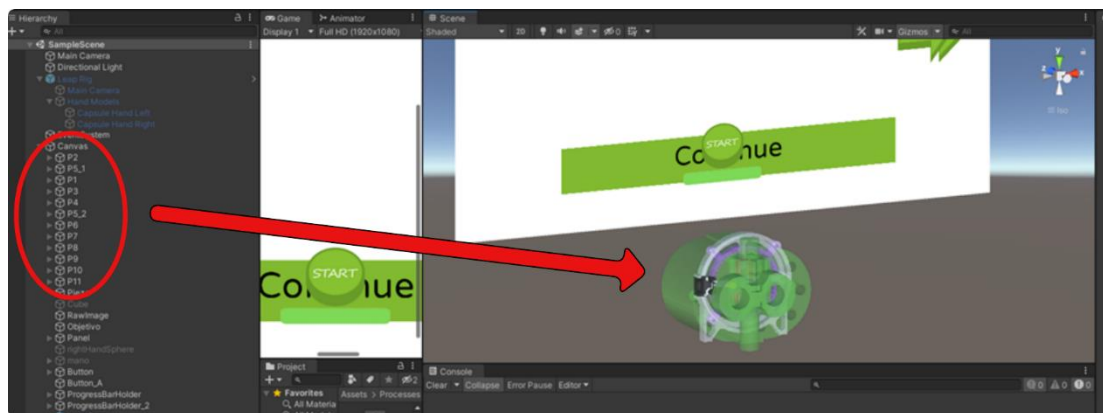


Figura 4.18. Agregado de modelos dentro del interfaz.

Por otro lado, el modelo de entrenamiento se colocó dentro de la carpeta que contiene toda la programación del módulo de rastreo. Para su uso se llama a través de una función en el código de detección principal.

5 Metodología experimental para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual

En este capítulo se describe la metodología experimental diseñada para digitalizar y evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual para los dos casos de estudio implementados en el sistema. El enfoque metodológico abarca todas las etapas relacionadas con la ejecución de las pruebas del sistema, desde la configuración inicial hasta la generación y entrega de los datos de evaluación, los cuales se presentan al usuario mediante la retroalimentación proporcionada por el sistema. En ambas pruebas realizadas, se emplea tecnología para digitalizar el movimiento del operador, permitiendo registrar con exactitud las trayectorias y acciones realizadas durante el proceso de ensamble. Además, se evalúa el desempeño logrado en cada proceso a través de métricas definidas previamente, las cuales permiten analizar el desempeño en términos de tiempos y esfuerzos, así como la exactitud del operador en comparación con estándares establecidos.

5.1 Configuración de espacio de trabajo

La configuración del espacio de trabajo utilizada en las pruebas realizadas para ambos casos de estudio se muestra en la Figura 5.1. En esta configuración, el elemento A corresponde a la interfaz del sistema, el elemento B al sensor de movimiento LMC, el elemento C a la cámara web, el elemento D al espacio de trabajo, y el elemento E a la interfaz de programación. Para asegurar la posición del sensor LMC, se fabricó el soporte mostrado en Figura 5.2 por medio de manufactura aditiva. El sensor es colocado en este soporte, quedando asegurado para evitar caídas que puedan dañarlo. Por otro lado, la cámara web se coloca también sobre este soporte, pero insertándola en la ranura mostrada en la Figura 5.2. Este soporte fue diseñado para adaptarse a un soporte de micrófono, proporcionando una sujeción firme que evita desplazamientos tanto del sensor como de la cámara.

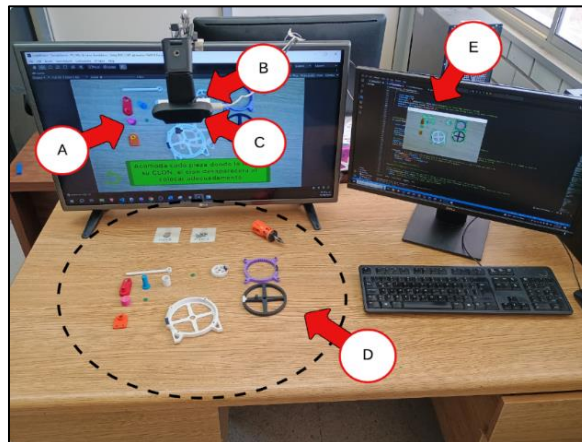
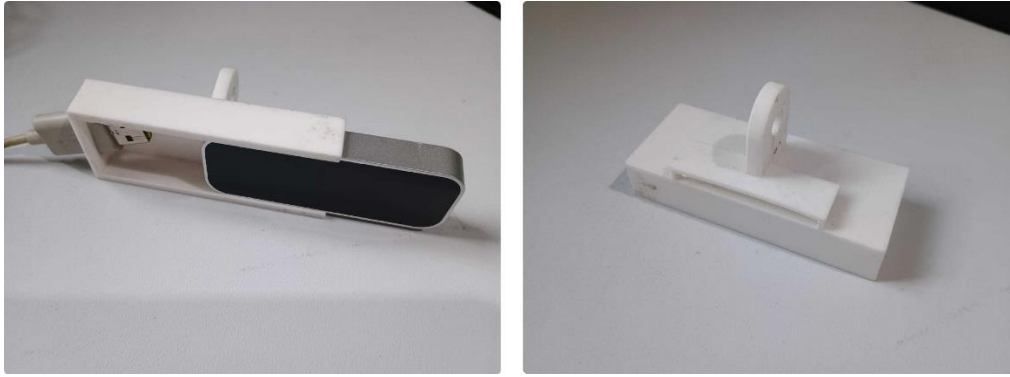


Figura 5.1. Configuración general de espacio de trabajo para las pruebas experimentales.



a)

b)

Figura 5.2. Soporte impreso para el sensor y cámara: (a) espacio para sensor, (b) ranura para cámara web.

5.2 Digitalización de movimiento

La metodología implementada para la digitalización del movimiento generado por los participantes durante la realización de los ensambles correspondientes a los dos casos de estudio se muestra en la Figura 5.3. El sistema está configurado para que únicamente se digitalice el movimiento realizado por la mano derecha del participante, utilizando los datos de la posición tridimensional del centro de la palma. Siempre que la mano esté presente en el espacio de trabajo y sea detectada por el sensor, el sistema la representará por medio de un cursor 3D, como se observa en la Figura 5.4.

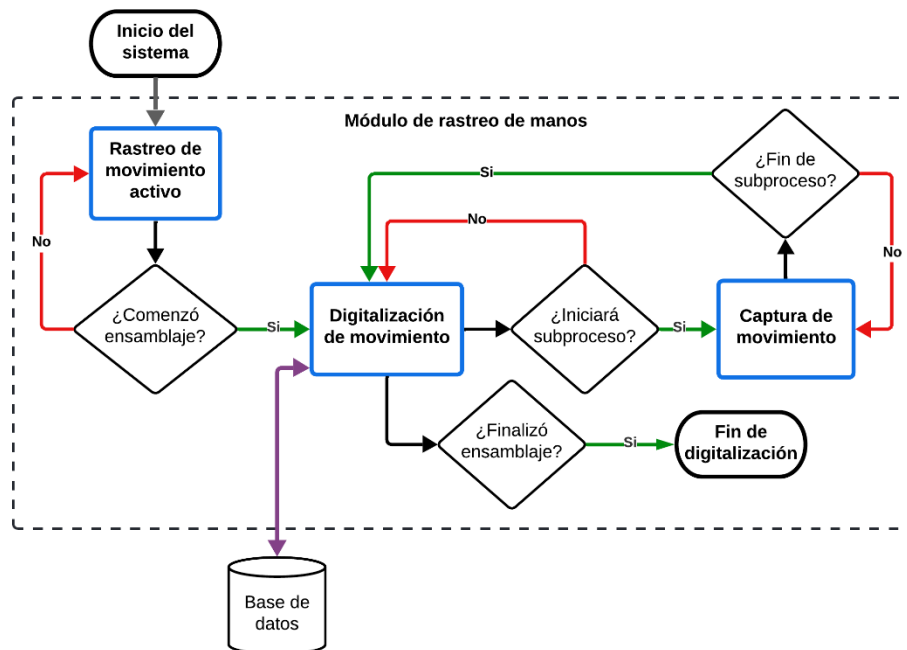


Figura 5.3. Metodología de digitalización de movimiento.

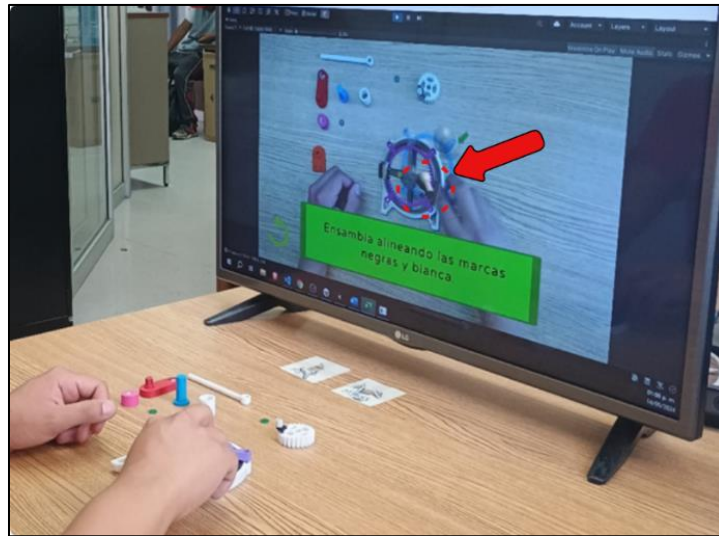


Figura 5.4. Detección de mano derecha durante ensamble.

El módulo de rastreo de manos se activa automáticamente al iniciar el sistema. Desde su inicialización, el sistema captura de manera continua las posiciones de la palma y el dedo índice de la mano derecha del participante, lo cual es fundamental para interactuar con la interfaz. Al comenzar la etapa de ensamble, el módulo inicia la digitalización del movimiento generado por el participante, almacenando de forma temporal las posiciones de la palma de la mano a intervalos definidos con base en cuadros de video. En caso de que el proceso de ensamble incluya subprocesos, como el atornillado en las pruebas del transformador de movimiento, el módulo ajusta su funcionamiento para capturar el movimiento sin almacenarlo. Esto permite al participante realizar actividades que no siguen un patrón definido con libertad. Una vez finalizado el subproceso, y tras la interacción del participante con la interfaz para continuar, el módulo reanuda la digitalización del movimiento. El proceso de digitalización concluye cuando el ensamble es completado correctamente. A partir de ese momento, el módulo sigue rastreando el movimiento del participante, pero sin almacenar información adicional. Si bien los datos de posición se almacenan en tiempo real, el módulo de rastreo guarda esta información en registros temporales que se eliminan cada vez que se reinicia el sistema. La información solo se transfiere a los registros históricos cuando el participante interactúa con la interfaz presionando el botón "Continuar" para avanzar a la pantalla de evaluación, en este momento los datos se almacenan de forma permanente.

5.3 Ensamble de la bomba de aceite

En esta sección se detalla la metodología experimental para la prueba de desempeño correspondiente a la bomba de aceite. La prueba fue aplicada a un total de 64 participantes. Todos los participantes fueron estudiantes de licenciatura, en un rango de edades entre 18 a 26 años, sin conocimientos previos del sistema o ensamble. Solo un 9% estaba familiarizado con la realidad aumentada. Los criterios de inclusión fueron: a) ser estudiante de licenciatura, b) encontrarse en un rango de edad productiva, c) buena salud y d) ser diestros.

Previo al comienzo de las pruebas, se realizaron verificaciones operativas para asegurar el correcto funcionamiento del sistema. Para esta prueba se utilizó la bomba de aceite de la Figura 4.1. La prueba se realizó conforme a la metodología mostrada en la Figura 5.5. Inicialmente se brinda a los participantes una introducción sobre el funcionamiento general del sistema y se les explica el objetivo del experimento. Una vez finalizada esta explicación si el participante no tiene dudas, se procede a registrar los datos de los participantes.

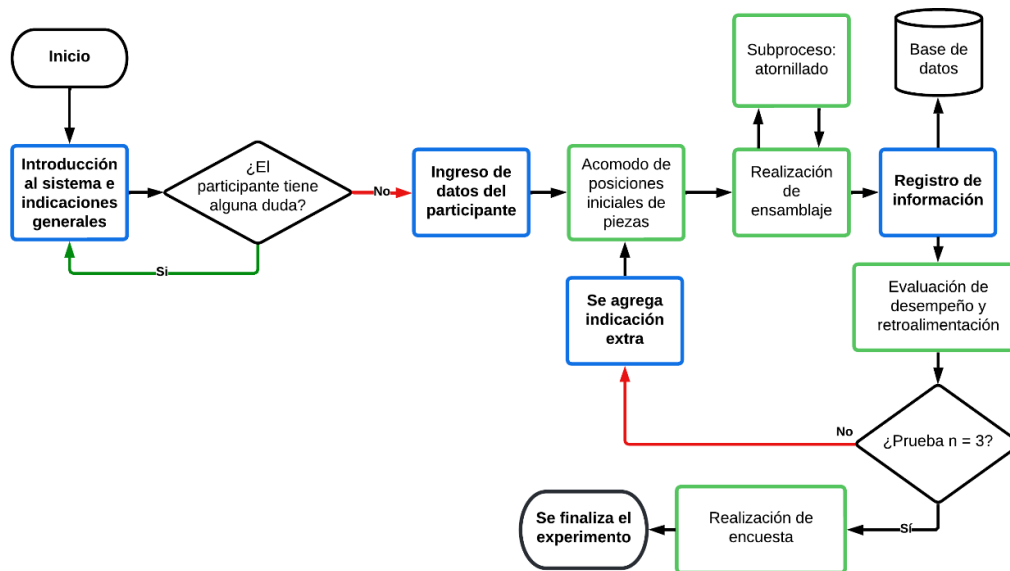


Figura 5.5. Metodología de la prueba experimental correspondiente a la bomba de aceite.

Después de ingresar la información de los participantes se procede a iniciar con la prueba de ensamble, la cual está dividida en 4 etapas:

1. Posiciones iniciales: Al inicio de cada prueba, los participantes deben colocar las piezas de manera adecuada en las posiciones iniciales, siguiendo las indicaciones proporcionadas por los elementos de realidad aumentada, los cuales representan cada pieza de forma transparente en la posición que deben colocarse, como se muestra en la Figura 5.6. Durante esta etapa de la prueba no se almacenan datos. La etapa termina

cuando todas las piezas son colocadas de forma adecuada en su posición inicial y aparece el botón “start”.

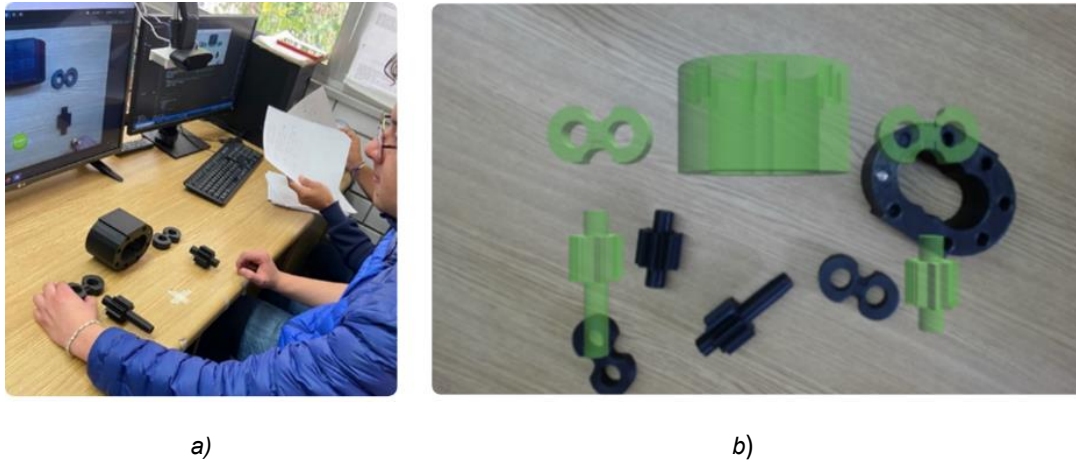


Figura 5.6. Etapa de posiciones iniciales: a) acomodadas y b) sin acomodar.

2. Ensamble: Después de interactuar con el botón “start” usando el cursor 3D, comienza el proceso de ensamble y el sistema indica la forma correcta de ensamblar cada una de las piezas, como se muestra en la Figura 5.7. Las piezas de realidad aumentada realizan un movimiento desde un punto inicial a un punto objetivo, para mostrar el movimiento que el participante debería realizar. Cuando el participante coloca la pieza adecuadamente el sistema de forma automática, se procede a dar la siguiente indicación. En la segunda y tercera iteración, se les explica a los participantes que al finalizar cada paso del proceso deberán colocar su mano sobre una posición de reposo, marcada en el espacio de trabajo. Esto con el objetivo de asegurar que la trayectoria realizada sea más similar a la generada por el experto y demostrar que el sistema evalúa correctamente la similitud entre las trayectorias. Esta etapa termina cuando el participante coloca de la última pieza en la ubicación correcta.



Figura 5.7. Ejemplo de etapa de ensamble: (a) ejemplo 1, (b) ejemplo 2.

3. Retroalimentación: Cuando todas las piezas son colocadas adecuadamente y el participante interactúa con el elemento de interfaz para continuar, el sistema muestra de forma automática la pantalla de evaluación (Figura 5.8). En esta etapa se realiza la retroalimentación y una pequeña encuesta al participante, con la finalidad de conocer su opinión acerca del sistema. Los componentes en esta pantalla son explicados en detalle solo en la primera iteración de las pruebas, y verbalmente el examinador les comenta en cada una de las iteraciones como mejorar su desempeño de acuerdo con los resultados mostrados en la pantalla. Cada usuario realizó tres veces el ensamble del componente.

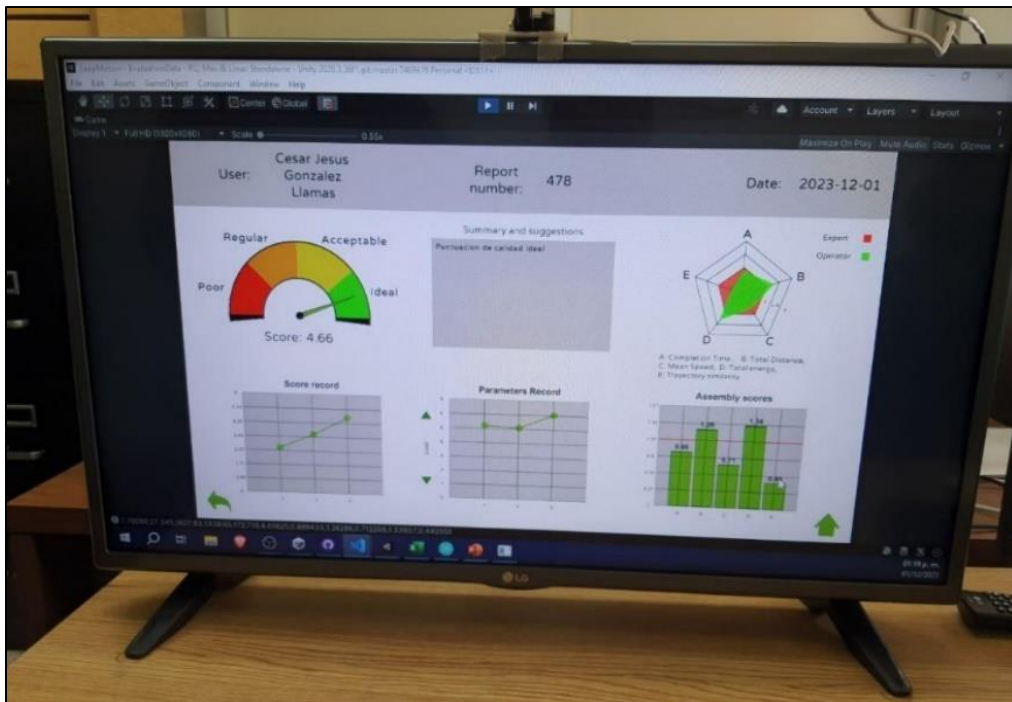


Figura 5.8. Pantalla de retroalimentación al usuario.

4. Encuesta: Una vez finalizadas las tres iteraciones de la prueba se le pidió al participante realizar una encuesta. La encuesta incluye preguntas diseñadas para evaluar la usabilidad del sistema y explorar posibles áreas de mejora, y se anexa en el Apéndice A. Para analizar la usabilidad, se solicitó a los participantes que calificaran, en una escala del 1 al 10, la dificultad para manejar el sistema, donde 10 representaba "muy difícil". Por otro lado, con el objetivo de identificar oportunidades de mejora, se les preguntó si habían experimentado frustración en alguna etapa de la prueba y se les pidió que describieran las razones detrás de esa sensación. Esta encuesta se realizó para ambos casos de estudio de ensambles manuales.

5.4 Ensamble del transformador de movimiento

La prueba experimental correspondiente al ensamble del transformador de movimiento se llevó a cabo con un total de 30 participantes. Todos ellos eran estudiantes de nivel licenciatura, con edades comprendidas entre los 17 y los 23 años, y carecían de conocimientos previos sobre el sistema o ensamble. Cabe destacar que únicamente el 16% de los participantes tenía experiencia previa con tecnologías de realidad aumentada. Los criterios de inclusión considerados fueron: a) ser estudiante de licenciatura, b) encontrarse en un rango de edad productiva, c) ser diestro, y d) contar con buena salud.

Antes de iniciar con las pruebas se realizaron verificaciones operativas para asegurar el funcionamiento del sistema. El transformador de movimiento utilizado es el mostrado en la Figura 4.2. La metodología utilizada para la prueba se detalla en la Figura 5.9. Aunque comparte varios aspectos con la metodología implementada para la prueba con la bomba de aceite, fue necesario realizar ajustes específicos debido a las diferencias entre ambos ensambles.

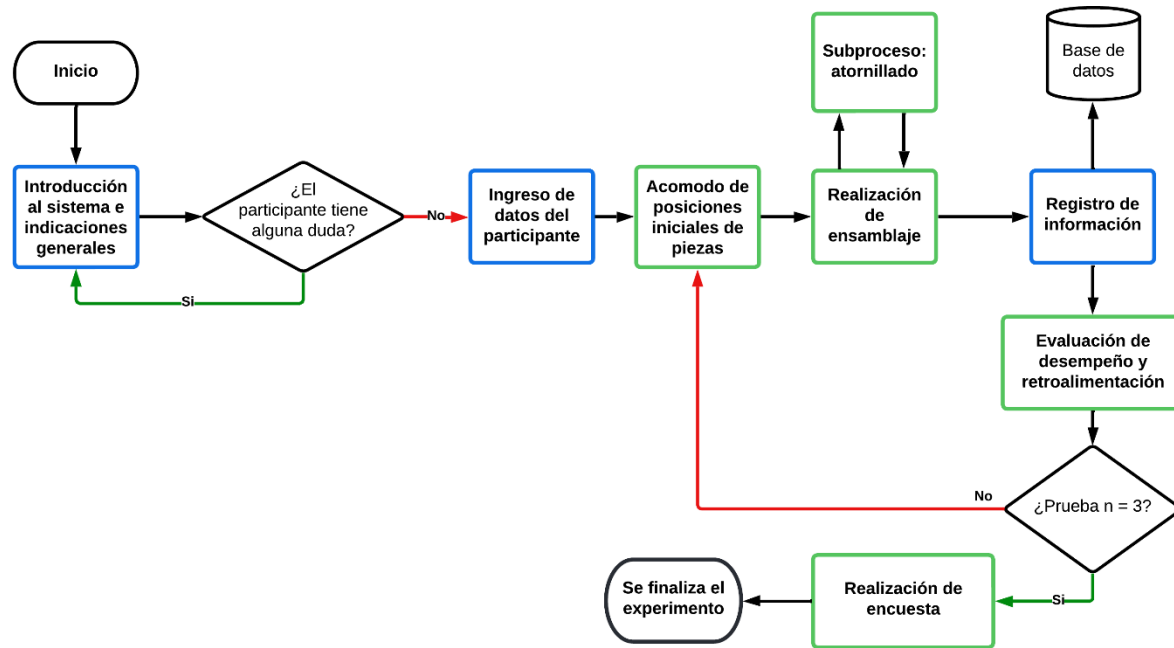


Figura 5.9. Metodología experimental para la prueba del ensamble del transformador de movimiento.

Cada participante realizó tres veces la prueba, y en todas las iteraciones de la prueba el participante solo recibe instrucciones por parte del sistema. Primeramente, se proporciona a los participantes una explicación general sobre el funcionamiento del sistema y el objetivo del experimento. Si el participante no tiene dudas respecto a la prueba, se le pide que ingrese su nombre en el sistema y de comienzo a la prueba, la cual se divide en las siguientes etapas:

1. Posiciones iniciales: Los participantes deben colocar las piezas en las posiciones iniciales indicadas por el sistema, como se muestra en la Figura 5.10a. Durante esta etapa el sistema no registra información, y termina cuando todas las piezas son

colocadas de forma adecuada en su posición inicial. Cuando la colocación de todas las piezas es la correcta aparece en el interfaz un botón (Figura 5.10b) con el cual el participante puede interactuar para continuar a la siguiente etapa.

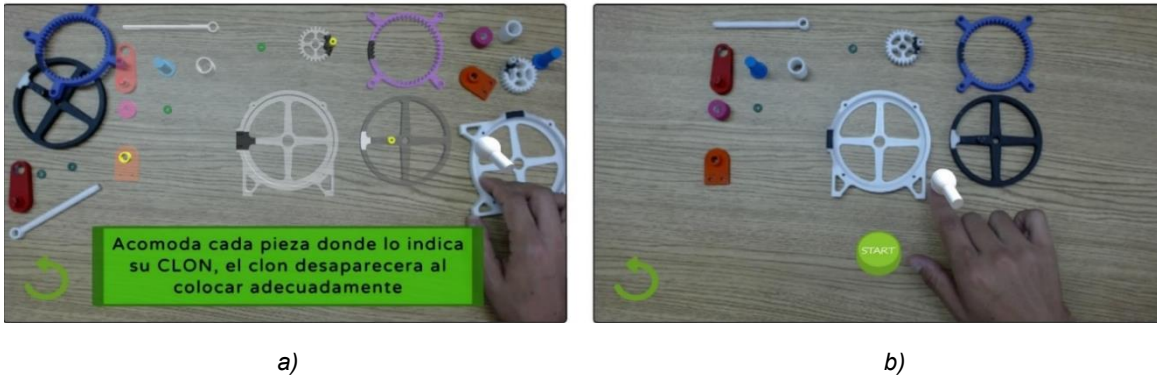


Figura 5.10. Etapa de posiciones iniciales: (a) guía de posiciones de iniciales, (b) piezas colocadas adecuadamente.

2. Ensamble: Tras presionar el botón “start” comienzan a aparecer textos de apoyo, piezas y elementos 3D como se muestra en la Figura 5.11, indicando la colocación de las piezas del ensamble. Una vez que el participante coloca la pieza adecuadamente el sistema de forma automática procede a dar la siguiente indicación. Cada que el participante coloca de forma adecuada la pieza en la posición objetivo el sistema automáticamente procede a la instrucción del siguiente paso. A diferencia de la prueba realizada con el ensamble de la bomba de aceite, durante el proceso de ensamble de esta prueba, las piezas de realidad aumentada indican de forma cíclica el movimiento que el usuario debe realizar. Además, que el movimiento siempre se realiza a partir de la posición actual de la pieza de interés y no de una posición inicial fija.



Figura 5.11. Realidad aumentada de asistencia para el ensamble del transformador de movimiento lineal.

3. Subproceso: Durante el proceso de ensamble del transformador de movimiento, es necesario realizar el atornillado de algunas piezas. Para ello, se agregó la etapa de subproceso, la cual inicia justo cuando una pieza que requiere ser atornillada llega a su posición objetivo, y aparece la pantalla mostrada en la Figura 5.12. Debido a la complejidad de registrar trayectorias de forma coherente en el atornillado, únicamente se registra el tiempo transcurrido durante esta etapa. Sin embargo, una vez terminada esta etapa se reanuda el registro de todos los datos. Además, durante esta etapa, el participante tiene la libertad de colocar las piezas a atornillar en cualquier área del espacio de trabajo. Sin embargo, una vez completado el proceso de atornillado, el sistema le indicará que vuelva a colocar las piezas en las posiciones designadas, garantizando así la coherencia en el registro de datos.



Figura 5.12. Pantalla del proceso de atornillado.

4. Retroalimentación: Cuando el proceso de ensamble es concluido, y el participante interactúa con el elemento de continuar, el sistema automáticamente cambia a la pantalla de evaluación (Figura 5.13). En esta fase se lleva a cabo la retroalimentación junto con una breve encuesta al participante, con el propósito de recopilar su opinión sobre el sistema. Los elementos presentados en esta pantalla se explican detalladamente únicamente durante la primera iteración de las pruebas, mientras que, en todas las iteraciones, el examinador proporciona verbalmente recomendaciones para mejorar el desempeño en el proceso, basándose en la información mostrada en esta pantalla.

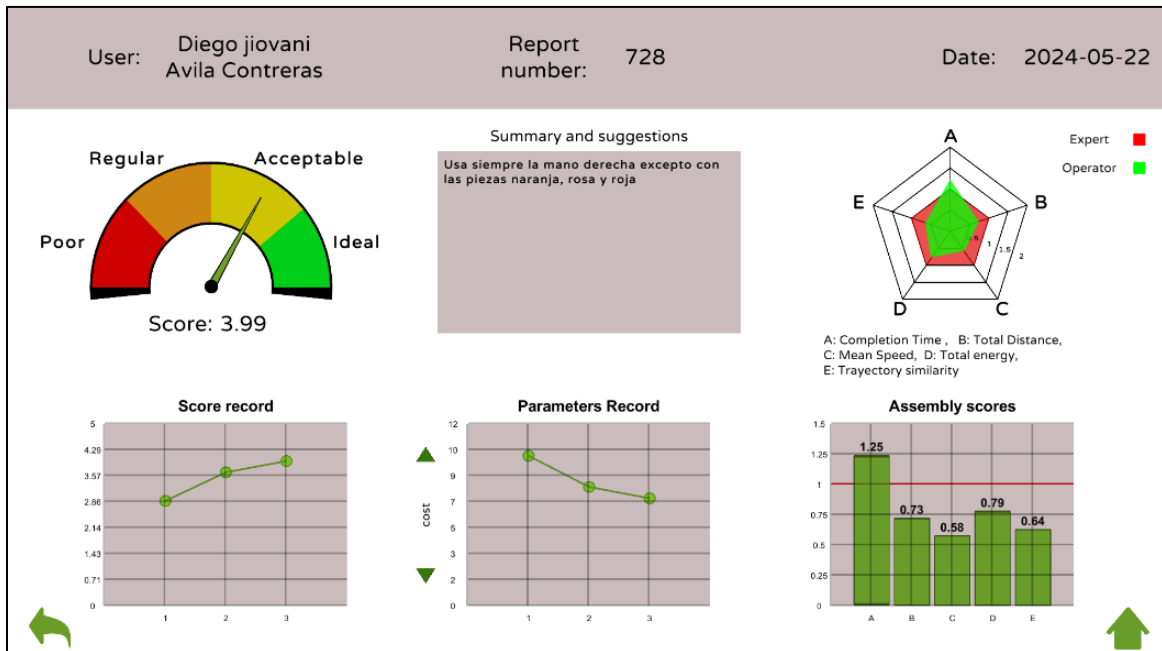


Figura 5.13. Ejemplo de pantalla de evaluación.

- Encuesta: Al finalizar cada participante las tres iteraciones, se aplicó una encuesta diseñada para evaluar la usabilidad del sistema y detectar posibles áreas de mejora, los detalles de esta encuesta se presentan en el Apéndice A. Para medir la usabilidad, se pidió a los participantes que calificaran la dificultad de manejo del sistema en una escala del 1 al 10, donde 10 representaba "muy difícil". Asimismo, con el propósito de identificar oportunidades de mejora, se incluyó una pregunta abierta en la que se les solicitó describir si experimentaron frustración en alguna etapa de la prueba y las posibles causas de esa sensación.

6 Análisis y discusión de resultados

En este capítulo se presentan y analizan los resultados de las pruebas de desempeño realizadas con el sistema por medio de los dos casos de estudio implementados. El objetivo principal de estas pruebas fue validar el funcionamiento del sistema de realidad aumentada desarrollado, demostrando su capacidad para evaluar el desempeño en procesos de ensamble manual mediante métricas obtenidas a partir de la digitalización del movimiento del usuario. Asimismo, se buscaba evidenciar que el sistema es capaz de proporcionar una retroalimentación útil que permita al usuario mejorar su desempeño en el proceso.

6.1 Caso 1: Ensamble de bomba de aceite

6.1.1 Calidad de la detección de movimiento

Además de los hallazgos obtenidos a partir de la encuesta aplicada a los participantes (Apéndice A), se realizó un análisis detallado de los datos registrados durante la realización de las pruebas. Todos los datos fueron obtenidos a partir de la digitalización de la trayectoria y detección del movimiento del usuario. La calidad de las detecciones, representadas en la Figura 6.1, se evaluó considerando la cantidad de pasos del proceso en los cuales el sistema logró funcionar activamente, detectando todos los movimientos. Para esta evaluación, se definieron cinco categorías de calidad: excelente, buena, regular, carente y pésima,

- Excelente: Se detectó correctamente todos los pasos del proceso de manera continua.
- Buena: Se detectó de forma continua al menos 4 pasos del proceso.
- Regular: Se detectó al menos 3 pasos del proceso, pero no de manera continua.
- Carente: Se detectó como máximo 2 pasos del proceso.
- Pésima: No se detectó ningún paso del proceso.

Todos los datos de calidad fueron obtenidos mediante la observación del examinador de las detecciones realizadas por el sensor LMC. El examinador registró manualmente para cada paso si la detección fue continua o se interrumpió. Para el análisis de los resultados, se consideraron únicamente los datos con detecciones de excelente y buena calidad, que representaron el 76.5%. El 23.5% restante fue descartado debido a su baja calidad de detección, ya que al revisar las métricas relacionadas con estos datos se identificaron incoherencias, como valores extremadamente altos o bajos, que podrían comprometer la precisión del análisis del sistema. Al centrarse solamente en los datos confiables, los resultados obtenidos reflejan de manera más exacta el desempeño real de los participantes y la efectividad del sistema para guiar a los participantes a lo largo de las diferentes etapas del ensamble. Sin embargo, este análisis también evidencia la necesidad de realizar ajustes en el

sistema de rastreo para mejorar la precisión en los casos de detección de baja calidad y minimizar su impacto en futuras evaluaciones.

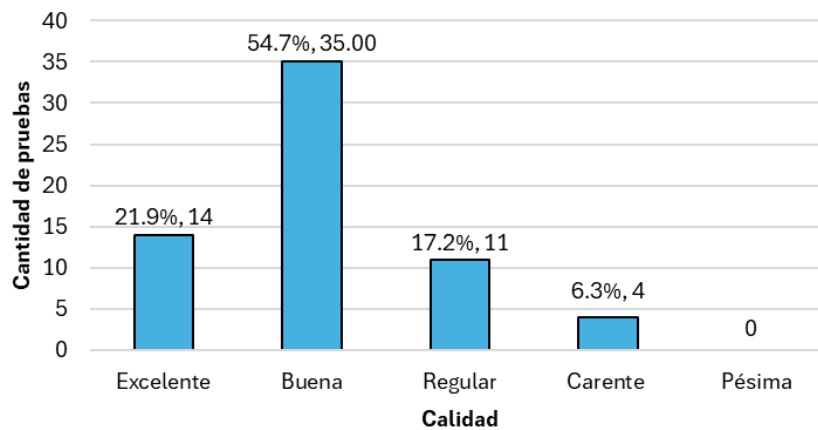


Figura 6.1. Resultados del conteo de la calidad de las detecciones.

6.1.2 Evaluación del desempeño

La evaluación del desempeño de los participantes en el ensamble de la bomba de aceite se realiza mediante las métricas definidas en detalle en el Capítulo 3. En la Figura 6.2 se presentan los valores promedios obtenidos por todos los participantes para cada métrica. También se determinó la desviación estándar para cada una de estas métricas, cuyos valores se presentan en la Tabla 6.1. En esta tabla se puede observar una baja variabilidad en las métricas, lo cual indica que el sistema mantiene un control adecuado del proceso. En particular, la métrica *E* muestra una desviación estándar notablemente baja, lo que sugiere que el sistema es particularmente consistente en la evaluación de la similitud entre la trayectoria analizada y las trayectorias de referencia. Además, muestra ser un sistema robusto contra factores externos o diferencias individuales de los participantes.

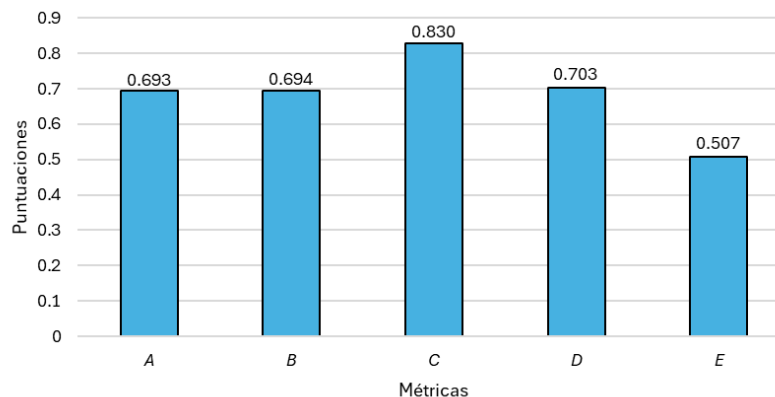


Figura 6.2. Resultados promedio de las métricas de desempeño, caso 1.

Tabla 6.1. Desviación estándar de los valores de las métricas de desempeño, caso 1.

Métrica	Parámetro relacionado	Desviación estándar
<i>A</i>	Tiempo	0.1733
<i>B</i>	Distancia	0.1571
<i>C</i>	Velocidad	0.1176
<i>D</i>	Energía	0.1603
<i>E</i>	Similitud de trayectorias	0.0678

En general los resultados muestran que la métrica *E* representó un mayor desafío para los participantes en comparación con las demás métricas. Esta métrica mide la similitud entre la trayectoria generada por el participante y la trayectoria de referencia, lo que sugiere que replicar la trayectoria de referencia fue la tarea más compleja. Este resultado es coherente y consistente con las características propias de la métrica de similitud de trayectorias, basada en el algoritmo DTW. Este algoritmo compara secuencias temporales, lo que implica un análisis punto por punto de las trayectorias realizadas por los participantes en relación con la referencia. Debido a esta metodología, la métrica es altamente sensible a pequeñas variaciones en la trayectoria, como diferencias en la posición, velocidad o dirección de los movimientos [76],[74]. La realización de una tarea de ensamble requiere movimientos precisos en un espacio tridimensional, esto contribuye a que las trayectorias generadas por los participantes difieran en un grado significativo de la referencia. Por lo tanto, la obtención de puntuaciones bajas en esta métrica refleja la dificultad asociada con la réplica exacta de una trayectoria.

En la Tabla 6.2 se presenta la matriz de correlación de las métricas evaluadas y la puntuación de desempeño. Entre los resultados más relevantes del análisis de correlación, se destaca la fuerte relación positiva entre la métrica de distancia (*B*) y la de energía (*D*), con un coeficiente de correlación de 0.924. Este resultado refuerza la expectativa de que un mayor desplazamiento físico durante el ensamble implica un mayor gasto energético. Pese a la alta correlación entre estas métricas, no se considera su eliminación, ya que ambas aportan información complementaria y necesaria para una evaluación integral del desempeño y que es parte de la retroalimentación del sistema al usuario. La métrica de distancia (*B*) puede indicar movimientos innecesarios o la realización de trayectorias muy largas que podrían señalar la falta de práctica en la realización de una tarea, mientras que la métrica de energía (*D*) puede ayudar a identificar si los movimientos realizados son óptimos en términos de consumo energético y ergonomía, pudiendo recomendar realizar cambios en ciertos pasos si el gasto energético es excesivo.

Tabla 6.2. Matriz de correlación de métricas y puntuación global del desempeño, caso 1.

Métricas	A	B	C	D	E	S
A	1					
B	0.450	1				
C	0.073	-0.150	1			
D	0.315	0.924	-0.157	1		
E	0.369	0.169	0.023	0.028	1	
S	0.748	0.860	0.189	0.784	0.378	1

Por otro lado, la métrica de similitud de trayectorias (*E*) mostró correlaciones débiles con las demás métricas ($r > 0.37$), lo que sugiere que mide un aspecto independiente y único del desempeño, relacionado principalmente con la precisión en la reproducción de la trayectoria de referencia. En la métrica de velocidad (*C*) se puede observar una correlación débil negativa con la métrica de distancia (*B*) y de energía (*D*), lo cual sugiere que cierta velocidad influye de forma negativa en estas métricas, y por ende en la puntuación de desempeño. Esto sugiere que podría ser necesario establecer ciertos límites en la velocidad para minimizar el efecto negativo de ésta en el desempeño.

Por último, se puede observar que la puntuación global del desempeño (*S*) tiene una correlación positiva fuerte con las métricas de tiempo (*A*), distancia (*B*) y energía (*D*), una correlación débil con la métrica de similitud de trayectorias (*E*) y una correlación muy débil con la métrica de velocidad (*C*). La correlación de la puntuación global del desempeño en esta prueba indica el impacto de cada métrica en el valor de desempeño obtenido, por lo que una correlación mayor nos señala una mayor aportación en mejorar el desempeño. Por lo tanto, este análisis sugiere que el incremento en la puntuación del desempeño para esta prueba se debe principalmente a una mejora en las métricas *A*, *B* y *D*.

Para evaluar el desempeño de los participantes con relación al desempeño del experto o especialista, se aplicó un criterio de tolerancia uniforme a las cinco métricas consideradas en el sistema. Esta tolerancia fue definida como $\beta = 0.15$, y establece rangos para clasificar el desempeño en las categorías de ideal, aceptable, regular y pobre, permitiendo realizar una evaluación más robusta y practica del desempeño. La implementación de la tolerancia asegura que pequeñas variaciones en las métricas individuales no penalicen innecesariamente al participante, manteniendo un balance adecuado entre la rigurosidad del sistema y la flexibilidad requerida para evaluar un proceso de ensamble manual. La puntuación de desempeño es calculada con la suma de las métricas, resultando en un valor que comúnmente oscila entre 0 y 5, donde un valor cercano a 5 indica un desempeño

altamente similar al de referencia. Las clasificaciones del desempeño se determinan dentro de los siguientes rangos, establecidos con base en la tolerancia implementada:

1. Ideal: Puntuación igual o superior a 4.25.
2. Aceptable: Puntuación mayor a 3.5 y menor a 4.25.
3. Regular: Puntuación mayor a 2.75 y menor o igual a 3.5.
4. Pobre: Puntuación menor o igual a 2.75.

En la Figura 6.3 se presentan las puntuaciones de desempeño obtenidas durante la primera iteración de las pruebas. Estos resultados muestran que, incluso sin experiencia previa en el uso del sistema, el 30.6% de los participantes logró un desempeño aceptable, mientras que el 57.1% obtuvo un desempeño regular. Solo el 12.2% de los participantes se ubicó en la categoría de desempeño pobre. Estos resultados sugieren que el sistema, desde el inicio, facilita un nivel básico de comprensión y ejecución del proceso de ensamble, aunque aún hay margen de mejora significativa, especialmente para los participantes con un desempeño inicial regular o pobre. Cabe destacar que únicamente las clasificaciones "Ideal" y "Aceptable" califican al usuario como apto para la realización del ensamble de la manera deseada. Sin embargo, en el caso de la clasificación "Aceptable", se reconoce que el usuario aún tiene margen de mejora en una o dos métricas específicas para optimizar su desempeño. Por otro lado, las clasificaciones "Regular" y "Pobre" no se consideran adecuadas para la ejecución del proceso. Los usuarios clasificados como "Regular" requieren mejoras significativas en al menos tres métricas para alcanzar un nivel aceptable, mientras que aquellos en la categoría "Pobre" necesitan mejorar en todas las métricas evaluadas para cumplir con los estándares establecidos.

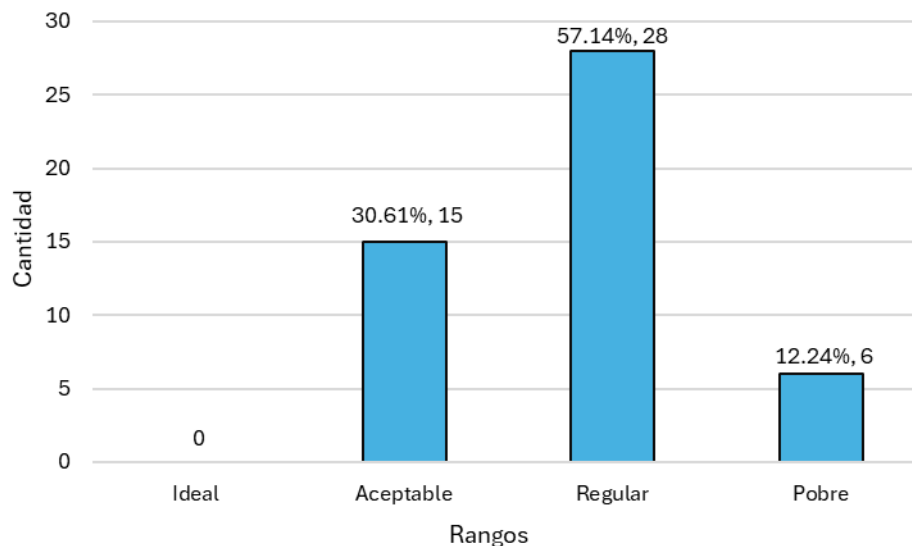


Figura 6.3. Resultados del desempeño global de los participantes en la primera iteración, caso 1.

En la Figura 6.4 se muestra la distribución de las clasificaciones de desempeño obtenidas a lo largo de todas las iteraciones. Se observa una tendencia positiva con un incremento en la cantidad de registrados como 'Ideal' y 'Aceptable', y una disminución en los registros clasificados como 'Regular' y 'Pobre'. En particular, en la última iteración el 55.1% de los participantes alcanzó un desempeño aprobatorio, lo que representa un aumento del 22.4% en comparación con la primera iteración. Estos resultados destacan la efectividad del sistema para guiar a los participantes y a través de una retroalimentación mejorar su desempeño en el proceso de ensamble.

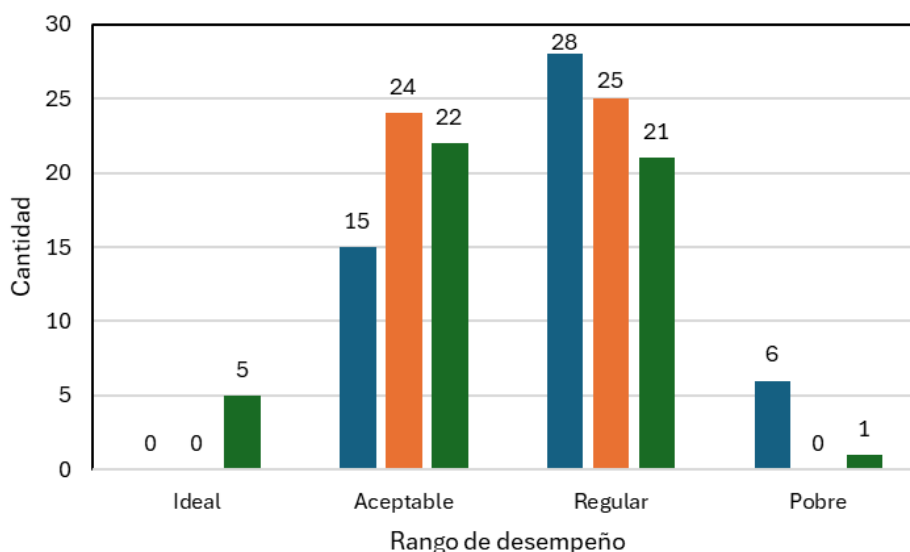


Figura 6.4. Resultados del desempeño global para cada iteración, caso 1.

En resumen, los resultados obtenidos durante las pruebas de ensamble de la bomba de aceite evidencian la capacidad del sistema para guiar y mejorar el desempeño de los participantes a lo largo de las iteraciones. Si bien se observó un incremento significativo en las clasificaciones 'Ideal' y 'Aceptable', y en general la tendencia positiva a incrementar el desempeño, también se identificaron áreas de oportunidad en la mejora de la detección del sensor LMC, y la necesidad de considerar el impacto de factores externos al sistema y su afectación en el desempeño de los participantes.

6.1.3 Mejora en el desempeño de los participantes

Con base en los resultados de desempeño de los participantes, se evaluó la mejora en el rendimiento de los participantes mediante un análisis iterativo. Para ello, se calculó una puntuación de desempeño durante la primera iteración de la prueba, la cual se utilizó como referencia. Posteriormente, en la segunda iteración, se comparó la nueva puntuación con la obtenida en la primera, determinando el porcentaje de mejora alcanzado. De igual forma, en la tercera iteración, se calculó el porcentaje de mejora tomando como base la puntuación

obtenida en la segunda iteración. Este enfoque permitió evaluar de manera detallada la evolución del desempeño de los participantes a lo largo de las pruebas. Los resultados obtenidos muestran que el sistema aumento el rendimiento de los participantes en un 6.3% en promedio, con un intervalo entre 3.6% y 9.1% y un nivel de confianza del 95%. Asimismo, el 73.5% de los participantes mostraron un incremento en el desempeño en comparación a la primera iteración al terminar la prueba. Estos resultados resaltan la capacidad del sistema para ofrecer retroalimentación significativa, permitiendo a los participantes ajustar y mejorar su desempeño a lo largo de las iteraciones.

En la Figura 6.5 se muestra un diagrama de dispersión con los cambios en el desempeño obtenidos a partir del análisis iterativo, del cual se obtienen dos datos por cada participante en la prueba. El conjunto de datos muestra una dispersión uniforme, lo cual refleja una consistencia en los resultados obtenidos, y además demuestra la estabilidad del sistema a lo largo de la ejecución de pruebas. También se muestra el rango de valores en los cambios en el desempeño, con un valor de incremento positivo máximo de 40.8% y un valor de incremento negativo máximo de 22.6%. Por otro lado, también se observa un valor atípico que indica un 72% de incremento en el desempeño. Este valor representa una situación excepcional donde el participante tuvo problemas para comprender el uso del sistema durante su primera iteración, lo cual produjo una evaluación baja para su desempeño. Sin embargo, en la segunda iteración el participante comprendió el funcionamiento del sistema y la evaluación resultante mostró una diferencia notable en el desempeño.

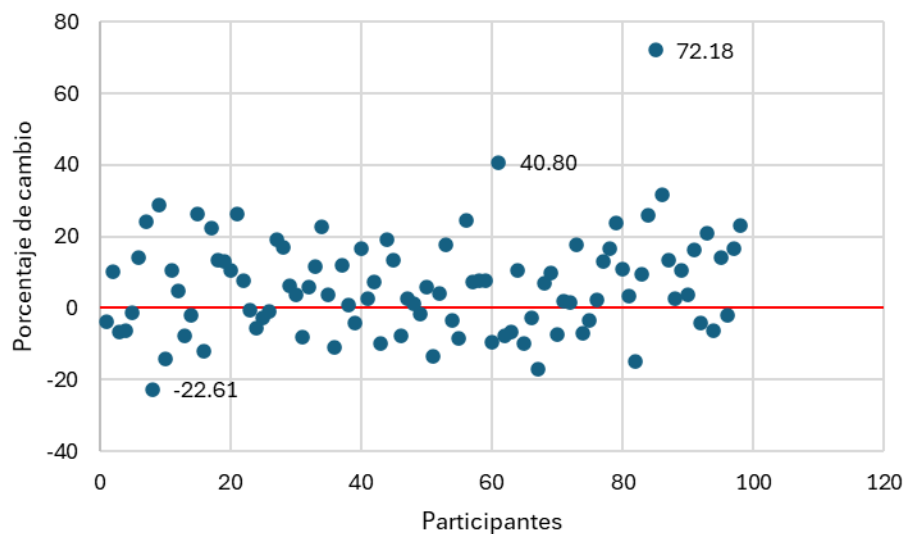


Figura 6.5. Resultados de mejora en el desempeño de los participantes, caso 1.

Además de las métricas cuantitativas, se registraron de forma manual observaciones sobre errores cometidos por los participantes y fallas del sistema durante las pruebas. En Figura 6.6 se presenta la información relacionada con el 26.5% de los participantes que no lograron mejorar su desempeño al realizar la prueba. Los resultados muestran que el 61% de los casos

de falta de progreso en el desempeño estuvieron relacionados con errores y fallas detectados. De este porcentaje, el 23% correspondió a correcciones realizadas por los participantes durante la prueba, mientras que el 38% se atribuyó a fallas específicas del sistema. Dentro de las fallas del sistema, el 23% estuvo asociado con problemas en la detección de las piezas 3D. Este problema fue corregido mediante un reentrenamiento del modelo de detección de objetos, lo que evitó que se presentara nuevamente en pruebas posteriores. Adicionalmente, el 15% de las fallas se debió a problemas en la detección de las manos por parte del sensor LMC. Por otro lado, el 39% de las evaluaciones sin mejora en el desempeño no registraron ni errores ni fallas evidentes, lo que sugiere la influencia de otros factores no considerados en este estudio.

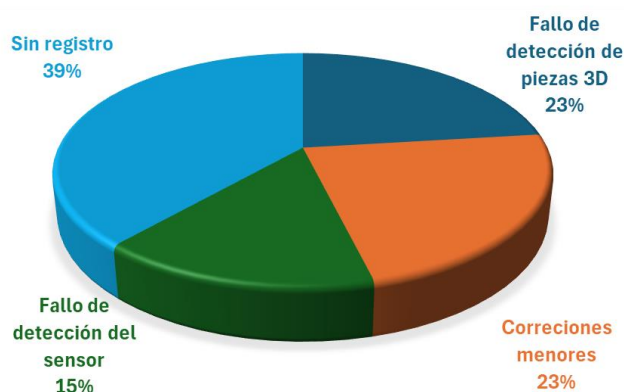


Figura 6.6. Errores y fallas registradas en las evaluaciones de participantes sin mejora del desempeño.

6.1.4 Usabilidad del sistema

Al finalizar la prueba del ensamble de la bomba de aceite se realizó una encuesta a los participantes sobre la usabilidad y percepción del sistema. A partir de esta encuesta se obtuvieron los siguientes resultados:

- Un 79.7% de los encuestados otorgó al sistema una puntuación de usabilidad máxima de 4, como se muestra en la Figura 6.7. Esto sugiere que la mayoría de los participantes percibieron el sistema como fácil de usar, de acuerdo con la escala de dificultad definida en el capítulo 5. Además, el 15.6% calificó al sistema con una dificultad media de uso, mientras que solo el 4.7% lo percibió como difícil de manejar. En promedio el sistema obtuvo una puntuación de 3, lo cual representa un sistema fácil de usar.
- El 25.6% de los participantes indicó haber sentido frustración durante el uso del sistema. De este grupo, solo el 10.9% calificó la usabilidad del sistema con una puntuación superior a 4, mientras que el 89.1% restante lo evaluó con una puntuación igual o menor a 4. Esto sugiere que, a pesar de haber experimentado frustración, la mayoría consideró que el sistema era relativamente fácil de usar.
- De los participantes que indicaron haber sentido frustración, un 64.7% mencionó que era complicado realizar el acomodo inicial de las piezas en las posiciones marcadas

por el sistema, mientras que un 23.5% indicó que era desesperante la detección de las piezas durante el proceso de ensamble. Solo un participante mencionó frustración por la detección de la mano, y otro más indicó sentirse incomodo de solo utilizar la mano derecha durante el proceso.

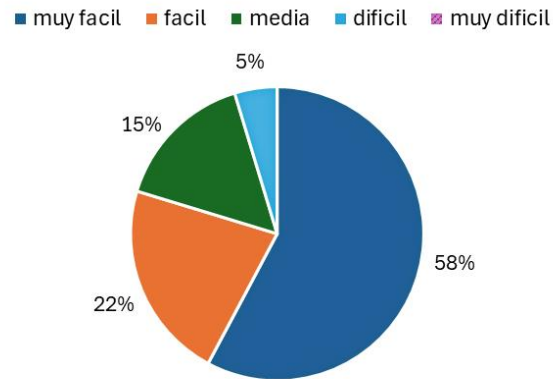


Figura 6.7. Resultados de la evaluación de usabilidad del sistema, caso 1.

6.2 Caso 2: Ensamble de transformador de movimiento

6.2.1 Calidad de la detección de movimiento

Durante la prueba correspondiente al caso 2, la calidad en la detección de la mano fue notablemente superior a la presentada durante la prueba del caso uno. Para conocer la calidad de detección en cada una de las mediciones se implementó el uso de un temporizador que únicamente se activa cuando el sensor LMC está rastreando el movimiento de la mano derecha, a partir de esto se obtuvo que en promedio el sensor realizó detecciones durante un 93.89% del tiempo de los procedimientos de ensamble, lo cual en efecto indica una calidad buena en la detección del movimiento. En la Figura 6.8 se muestran los porcentajes de detección para todas las iteraciones realizadas, donde se puede observar que la detección es consistente a lo largo de todas las iteraciones, lo cual demuestra la estabilidad del sensor durante esta prueba. Sin embargo, es posible identificar dos subgrupos de datos donde uno presenta una desviación estándar de 4.65, mientras el segundo presenta un valor notablemente menor de 2.68. La existencia de estos dos subgrupos indica la presencia de factores externos que afectaron negativamente la detección del movimiento para el primer subgrupo. Esto sugiere la implementación de pruebas para la detección de estos factores, y aplicar medidas a futuro para minimizar el impacto de estos factores.

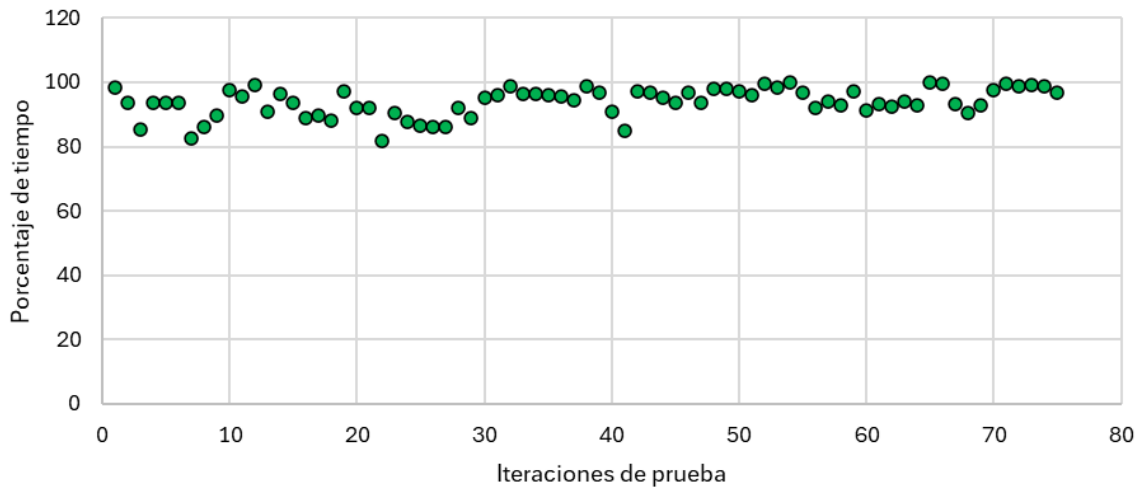


Figura 6.8. Porcentajes de tiempo de detección del sensor durante las pruebas del caso 2.

Todos los datos obtenidos presentaron como mínimo una calidad de detección buena; sin embargo, en el caso de dos registros hubo pérdida de datos debido a problemas de red, razón por la cual dichos valores no serán incluidos en el análisis. La calidad de detección obtenida comprueba que los cambios en los algoritmos y procesos de detección implementados para esta prueba fueron efectivos para corregir el problema de detección del movimiento presentado durante las pruebas del caso 1.

6.2.2 Evaluación del desempeño

Para evaluar el desempeño de los participantes en el caso 2 se consideraron las métricas previamente definidas en el Capítulo 3. En la Figura 6.9 se presentan las medias obtenidas para cada métrica de desempeño, en donde se puede observar que la media de la métrica E es la más baja obtenida, lo cual representa que fue un reto mayor igualar la trayectoria de referencia que el tiempo de ensamble asociado a la métrica A . La métrica E evalúa la similitud entre la trayectoria generada por el participante y la trayectoria de referencia, un valor más bajo respecto a las demás métricas sugiere que al igual que ocurrió en el caso 1, el reto más complicado es igualar con exactitud la trayectoria de ensamble. Además, en la misma figura se puede observar que las métricas B y D tienen un valor bajo muy similar al valor de E , lo cual es esperado debido a que la métrica B hace referencia al parámetro de distancia recorrida y la métrica D al parámetro de energía utilizada, ambos relacionado directamente con la generación de la trayectoria. Debido al aumento en la complejidad de la trayectoria para el caso de estudio 2, es esperado que el impacto de la forma de la trayectoria sea mayor en la distancia y energía utilizadas.

Por otro lado, es posible notar que las métricas A y E son mayores en comparación con las de la prueba para la bomba de aceite (caso 1), lo cual indica que efectivamente pese al aumento en la complejidad de la trayectoria, las correcciones y actualizaciones

implementadas en el sistema impactaron en la capacidad del sistema para guiar al participante en el proceso de ensamble, permitiendo de forma general realizar trayectorias más similares en menor tiempo.

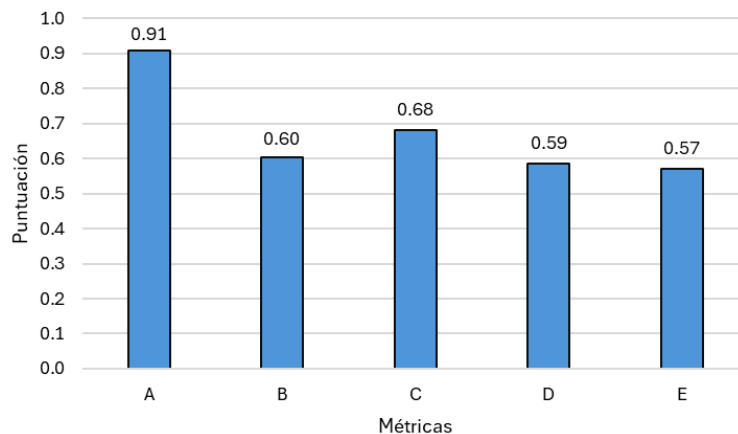


Figura 6.9. Resultados promedio de las métricas de desempeño, caso 2.

En la Tabla 6.3 se muestran las desviaciones estándar calculadas para cada una de las métricas, en donde se observa una baja variabilidad para todas ellas. En particular, la métrica *E* muestra un valor notablemente más bajo que el obtenido para las demás métricas, lo que sugiere que el sistema es particularmente estable al evaluar la similitud entre trayectorias. También indica ser un sistema robusto y poco afectado por factores individuales o externos.

Tabla 6.3. Desviación estándar de los valores de las métricas de desempeño, caso 2.

Métricas	Parámetro relacionado	Desviación estándar
A	Tiempo	0.279
B	Distancia	0.138
C	Velocidad	0.170
D	Energía	0.134
E	Similitud de trayectorias	0.058

Con la finalidad de conocer la correlación entre todas las métricas y la puntuación de desempeño, se generó la matriz de correlaciones mostrada en la Tabla 6.4. En esta tabla se puede observar una correlación positiva muy fuerte entre las métricas *B* y *D* de 0.954, lo cual al igual que con la prueba del caso de la bomba de aceite refuerza la expectativa de que un mayor desplazamiento físico durante el ensamble implica un mayor gasto energético. También

es importante mencionar que cada métrica aporta información necesaria para la evaluación integral del desempeño y retroalimentación al usuario. Por otro lado, la métrica *E* muestra valores $r > 0.39$ para sus correlaciones con todas las demás métricas, lo que sugiere que esta métrica evalúa un aspecto independiente y único del desempeño. En el caso de la métrica de velocidad (*C*), se puede observar que existe una correlación negativa débil con la métrica de similitud de trayectoria (*E*) y otra correlación negativa fuerte con la métrica de tiempo (*A*), lo que indica que la velocidad solo impacta negativamente de forma notable en el tiempo necesario para realizar el ensamble y menormente en la forma de la trayectoria. La correlación negativa fuerte entre las métricas *A* y *C* indica que a mayor velocidad mayor será el tiempo necesario para completar el ensamble, esto podría indicar que a ciertas velocidades los participantes tuvieron más errores, aumentando el tiempo necesario para completar los ensambles debido a las correcciones que realizaron y no directamente a la velocidad alcanzada. Esto último puede sugerir, al igual que con la prueba 1, que es necesario implementar controles de velocidad acorde a la complejidad del proceso de ensamble, incluso de forma específica asignar distintos controles para cada paso del ensamble.

Tabla 6.4. Matriz de correlación de métricas y puntuación global del desempeño, caso 2.

Métricas	A	B	C	D	E	S
A	1					
B	0.443	1				
C	-0.681	0.288	1			
D	0.502	0.954	0.209	1		
E	0.384	0.332	-0.156	0.250	1	
S	0.654	0.952	0.079	0.949	0.453	1

Para evaluar el desempeño global de los participantes, se aplicó el mismo criterio de tolerancia usado para la prueba del ensamble de la bomba de aceite y con las cinco métricas consideradas en el sistema. La tolerancia asignada para esta prueba también fue de $\beta = 0.15$, y se definieron los mismos rangos de desempeño:

1. Ideal: Puntuación igual o superior a 4.25.
2. Aceptable: Puntuación mayor a 3.5 y menor a 4.25.
3. Regular: Puntuación mayor a 2.75 y menor o igual a 3.5.
4. Pobre: Puntuación menor o igual a 2.75.

En la Figura 6.10 se presentan las puntuaciones del desempeño global (*S*) obtenidas durante la primera iteración. Estos resultados muestran que un 14.3% de los participantes

obtuvo un desempeño aceptable, un 50% obtuvo un desempeño regular, y un 35.7% un desempeño pobre. Cabe mencionar que los participantes no tenían experiencia previa en el uso del sistema y en el ensamble del componente. Estos resultados sugieren que el aumento en la complejidad de la tarea de ensamble influyó negativamente en la capacidad de los participantes para lograr un desempeño aceptable en el primer intento, especialmente considerando su falta de experiencia previa, en comparación con los resultados obtenidos en la prueba del caso 1.

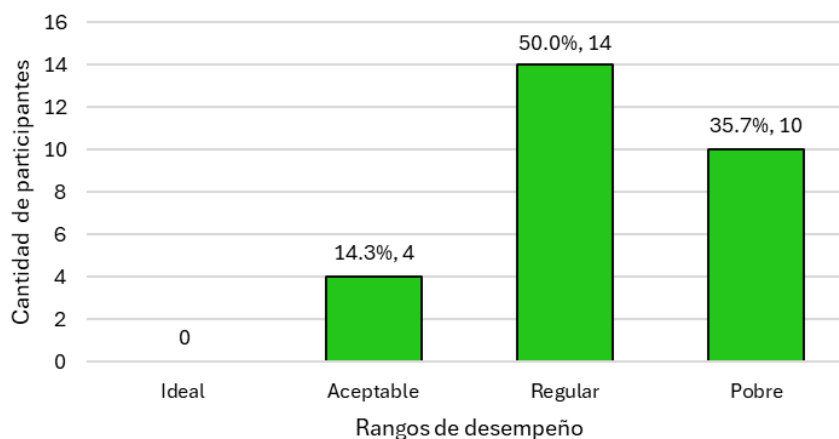


Figura 6.10. Resultados del desempeño global de los participantes en la primera iteración, caso 2.

Por otro lado, en la Figura 6.11 se muestran las puntuaciones del desempeño global (S) obtenidas en la última iteración. En esta figura se puede observar que el 53.6% de los participantes lograron un desempeño aceptable como mínimo, mostrando un aumento del 39.3% respecto a la primera iteración de la prueba. Esto sugiere que la retroalimentación entregada por el sistema cumple su propósito de mejorar el desempeño de los participantes.

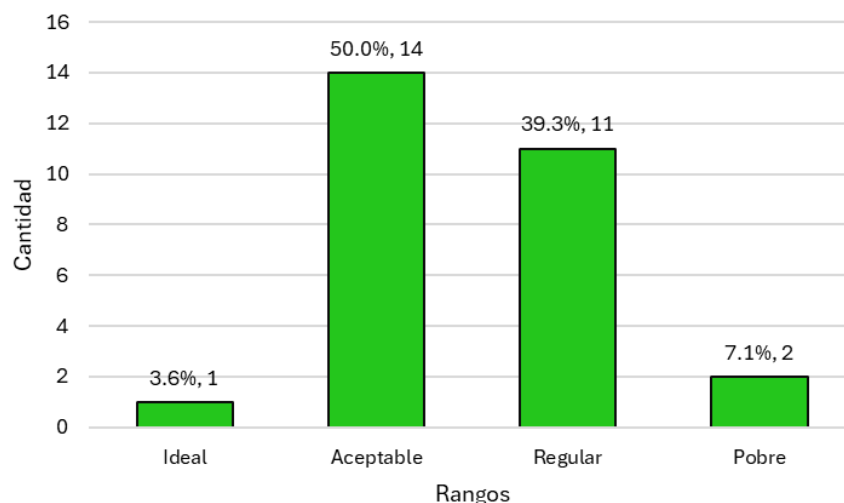


Figura 6.11. Resultados del desempeño global de los participantes en la última iteración, caso 2.

En resumen, los resultados obtenidos durante las pruebas de ensamble del transformador de movimiento evidencian la capacidad que tienen el sistema para guiar a los usuarios a través de un proceso de ensamble manual, y entregar una retroalimentación que sea útil para mejorar su desempeño. Por otro lado, los decrementos registrados indican las áreas de oportunidad para mejorar el sistema, entre las cuales destaca principalmente la necesidad de integrar algún elemento extra que pueda asegurar que los usuarios del sistema eviten pasar por alto alguna instrucción.

6.2.3 Mejora en el desempeño de los participantes

A partir de las puntuaciones de desempeño para este caso 2 de ensamble, se determinó que los participantes mejoraron su desempeño en un 18.2% en promedio al finalizar la prueba, en un rango entre 24.4% y 11.9% y con un 95% de confianza. En la Figura 6.12 se muestra el porcentaje de cambio en el desempeño de cada participante al finalizar la prueba. De estos resultados se observa que 23 participantes, 82.1% del total de la muestra, mejoraron su desempeño un 22.9% en promedio. Por otro lado, los 5 participantes restantes, equivalente al 17.9% del total de participantes, registraron una disminución de 3.78% en su desempeño. Estos resultados muestran de forma general el impacto positivo del uso del sistema, y como gracias a la retroalimentación ofrecida es posible ajustar y mejorar factores que impactan en el desempeño.

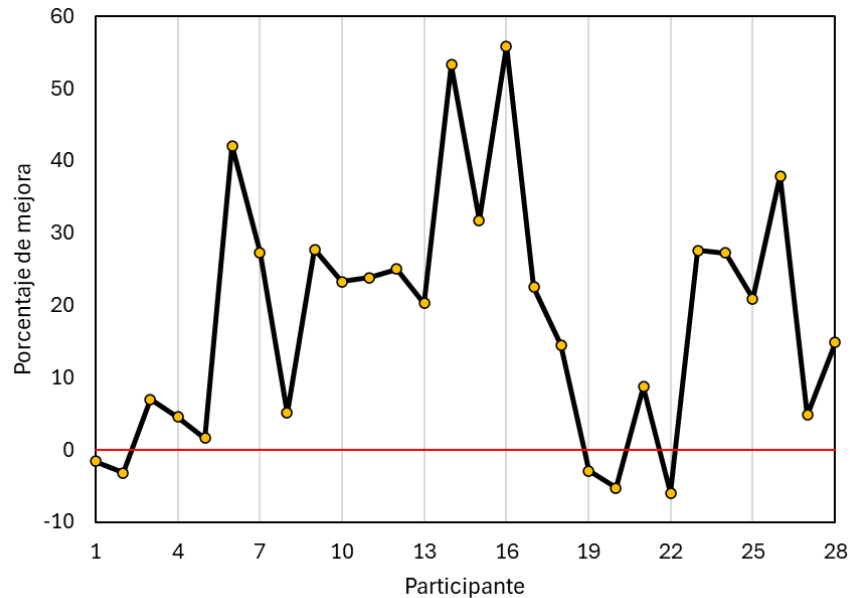


Figura 6.12. Resultados de mejora en el desempeño de los participantes, caso 2.

Durante la ejecución de la prueba, se realizaron anotaciones manuales sobre errores detectados, correcciones efectuadas y movimientos inusuales. Es importante destacar que, para los valores negativos mostrados en la Figura 6.12, en especificó los participantes 1, 2, 19, 20 y 22, se registraron las situaciones indicadas en la Tabla 6.5. En dicha tabla, se clasifican los errores de la siguiente manera. El error I se refiere a un seguimiento inadecuado de las instrucciones de ensamble, mientras que el error II está relacionado con errores en el seguimiento de instrucciones para el subensamble. El error III corresponde a problemas en la animación de realidad aumentada, el error IV se asocia con fallos en la detección por parte del sensor LMC debido a una pose cerrada de la mano, y el error V se atribuye a un seguimiento deficiente de las instrucciones previas a la prueba. Además, en la Tabla 6.5 también se muestra en que iteración de la prueba sucedió cada error. Respecto al error I y II, es importante indicar que se considera un fallo por parte de los participantes ya que en ningún momento indicaron que fuera complicado o confuso entender las instrucciones. Los datos expuestos en la Tabla 6.5 concuerdan con las variaciones negativas en el desempeño de los participantes, indicando que todos los decrementos en el desempeño de estos usuarios están relacionado a un error del participante o falla del sistema. De acuerdo con la Figura 6.13, un 66.6% de los errores registrados fueron causados por parte de los participantes, mientras que el restante 33.3% fue debido a fallas en el sistema. Sin embargo, cabe mencionar que el análisis detallado de la relación entre los errores y el desempeño es limitado debido a la naturaleza subjetiva del registro, ya que las anotaciones fueron realizadas manualmente por el examinador, y no se contó con una métrica estandarizada para medir la frecuencia o el impacto de los errores.

Tabla 6.5. Relación de errores por iteración y número de participante.

Errores	Iteración		
	1	2	3
	Número(s) de participante		
I	1	2	2,22
II	2		
III			19,20
IV			2
V		1	

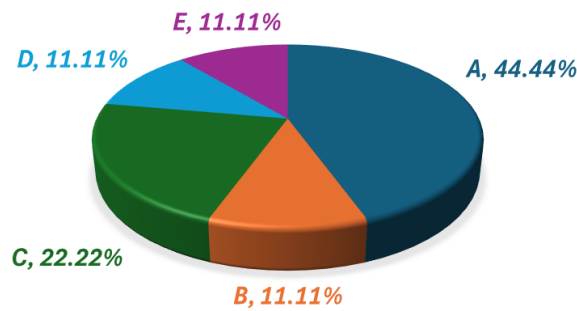


Figura 6.13. Errores y fallos registrados en participantes con decremento de desempeño, caso 2.

6.2.4 Usabilidad del sistema

Los resultados de la encuesta para evaluar la usabilidad y percepción de los participantes sobre el manejo del sistema se muestran en la Figura 6.14. En esta figura se puede observar que:

- Un 87.5% de los encuestados calificó al sistema con una puntuación máxima de 4, lo cual muestra que la gran mayoría de los participantes considera que el sistema es fácil de usar. Solo un 13.3% calificó al sistema con una dificultad intermedia de uso, siendo 6 la calificación más alta otorgada. La puntuación de usabilidad promedio del sistema fue de 2.8, lo que indica que, en términos generales, el sistema es percibido como fácil de usar.
- Por otro lado, solo 4 participantes (14.3%), indicaron haber sentido frustración o ligera confusión al realizar el proceso de ensamble. De éstos, tres participantes indicaron sentir confusión al seguir las instrucciones de realidad aumentada y un participante

indicó sentir frustración por solo utilizar la mano derecha durante el proceso. Sin embargo, solo un participante calificó el manejo del sistema con una puntuación de 6, indicando una dificultad intermedia en su uso.

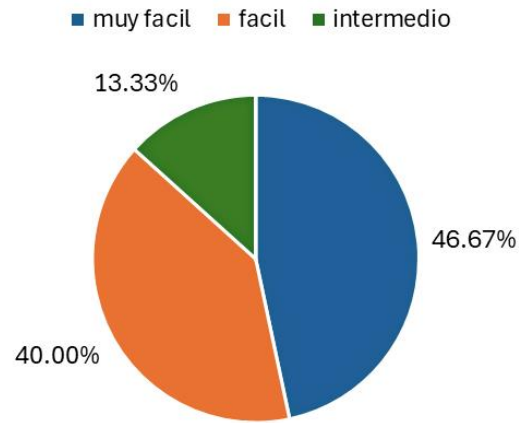


Figura 6.14. Resultados de la evaluación de usabilidad del sistema, caso 2.

7 Conclusiones

El sistema de realidad aumentada con retroalimentación de movimiento desarrollado demostró ser efectivo para la digitalización y evaluación del desempeño en procesos de ensamble manual. La investigación realizada confirma que la realidad aumentada es una solución efectiva para guiar a un usuario a través de un proceso de ensamble manual, optimizando tanto la precisión como la eficiencia de las tareas realizadas. Al digitalizar de forma efectiva el movimiento del usuario, el sistema permite una evaluación objetiva del desempeño, presentando los datos relevantes mediante una interfaz intuitiva al finalizar el proceso. Esto no solo identifica áreas de mejora, sino que también contribuye significativamente al perfeccionamiento de las habilidades del usuario, mejorando su rendimiento general.

La integración de tecnologías como la captura de movimiento y la visualización en tiempo real de elementos de realidad aumentada como guía reduce la dependencia de expertos. Esto permite a usuarios sin experiencia previa en procesos de ensamble ejecutar las tareas con éxito, guiados únicamente por el sistema. Los resultados obtenidos en los casos de estudio implementados confirman que la combinación de digitalización de movimientos y retroalimentación instantánea es clave para reducir errores y aumentar la calidad en la ejecución de los procesos de ensamble manual.

En las pruebas realizadas, el sistema mostró una mejora en el desempeño de los participantes de hasta un 55.8% con respecto a la primera iteración de la prueba realizada. Además, los resultados demostraron que el sistema es eficaz para guiar a los operadores a través de un proceso de ensamble, proporcionándoles una evaluación objetiva que les permita conocer los aspectos a mejorar. Una de sus principales ventajas es que permite a cualquier operador realizar el ensamble incluso si este no cuenta con conocimiento previo del procedimiento gracias a la realidad aumentada implementada y la retroalimentación de movimiento. De entre las características más relevantes de la realidad aumentada integrada es su capacidad para responder de forma dinámica al movimiento del usuario, indicando el siguiente paso a seguir de forma automática gracias a la retroalimentación de movimiento del sistema. El sistema logró en promedio, que el 96.3% de los participantes realizaran completamente y de forma correcta el ensamble al primer intento.

7.1 Conclusiones generales sobre el sistema

El sistema desarrollado integra de manera efectiva las tecnologías de realidad aumentada, digitalización de trayectorias y retroalimentación de movimiento para guiar y evaluar el desempeño de los operadores en procesos de ensamble manual. El uso combinado de elementos de realidad aumentada estáticos y dinámicos fue eficaz para guiar a los operadores a través de todo el proceso de ensamble. La digitalización de las trayectorias del movimiento realizado por las manos del operador permitió realizar un análisis detallado de su desempeño. El análisis automático del desempeño del operador permitió dar una retroalimentación clara y accesible para que los operadores ajustaran su desempeño y logaran mejores resultados en las iteraciones posteriores.

En la Tabla 7.1 se realiza un análisis comparativo entre el sistema desarrollado y otros sistemas similares encontrado en la literatura. Esta tabla permite identificar las similitudes y diferencias entre distintos sistemas de RA, destacando las características que facilitan la guía y retroalimentación del operador durante el ensamble manual. En la Tabla 1 se comparan las siguientes características:

1. Indicadores visuales: Se refiere al tipo de elementos visuales utilizados para guiar al usuario. Esto incluye indicadores estáticos, que no cambian durante el proceso, y dinámicos, que se adaptan o animan en función del progreso del usuario.
2. Digitalización de trayectorias: Considera si el sistema registra y analiza las trayectorias realizadas por el usuario durante el proceso de ensamble. Esto puede ser un componente clave para evaluar el desempeño del usuario y mejorar la exactitud en la ejecución del proceso.
3. Retroalimentación: Indica si el sistema proporciona algún tipo de retroalimentación al usuario durante o después del ensamble, pudiendo ser de forma visual, auditiva u otra.
4. Dependencia de marcadores: Verifica si el sistema requiere marcadores físicos como código QR o marcas especiales, para posicionar los elementos de RA, o si utiliza técnicas avanzadas como el reconocimiento de objetos o superficies para su funcionamiento.
5. Dispositivos portátiles requeridos: Este punto analiza si el sistema requiere que los usuarios porten o vistan algún tipo de dispositivo en sus manos o brazos (guantes o sensores) para que funcione correctamente. Los cascos de realidad aumentada se excluyen de este punto ya que estos no interfieren de forma directa en la manipulación de objetos en el entorno real.
6. Evaluación de desempeño: Para este aspecto se revisa si el sistema cuenta con herramientas o métricas para evaluar el desempeño del usuario durante o después del proceso de ensamble. Esto puede incluir el registro de tiempos, la calidad en la ejecución de tareas, la comparación de trayectorias o la identificación de errores.

Los resultados de la Tabla 7.1 evidencian que el sistema ARMAS desarrollado es el único que puede digitalizar las trayectorias, evaluar el desempeño y proporcionar retroalimentación. Además, a diferencia de los demás sistemas, el sistema desarrollado también utiliza indicadores dinámicos, lo cual permite al operador visualizar de mejor manera los pasos o etapas del proceso. Es importante mencionar que, aunque en los trabajos [51],[62] y [87] se indica que se obtienen métricas de tiempo y errores generados, no se utilizan para calificar el desempeño del operador en el proceso de ensamble.

Tabla 7.1. Análisis comparativo entre diversos sistemas de realidad aumentada para ensamble manuales.

Aspecto / Sistema		[88]	[89]	[90]	[51]	[62]	[87]	[15]	Sistema ARMAS
Indicadores visuales	Estático	X	X	X	X	X	X	X	X
	Dinámico								X
Digitalización de trayectorias									X
Retroalimentación							X	X	X
Dependencia de marcadores			X		X		X	X	
Dispositivos portátiles requeridos					X	X	X	X	
Evaluación de desempeño								X	X

En conclusión, el sistema desarrollado representa una contribución significativa al uso de tecnologías avanzadas para la asistencia en procesos de ensamble manual. Su diseño integral y enfoque en la evaluación y mejora del desempeño, lo colocan como una herramienta innovadora y con gran potencial para aplicaciones en entornos reales. No obstante, durante el desarrollo y las pruebas, se identificaron áreas de mejora, como la necesidad de optimizar la detección de las manos y optimizar la detección de objetos. Estas áreas ofrecen oportunidades para futuras iteraciones del sistema.

7.2 Contribuciones de la investigación

Las contribuciones más relevantes logradas en este trabajo están relacionadas con el sistema de realidad aumentada, la digitalización de las trayectorias y la retroalimentación de movimiento implementada.

7.2.1 Sistema de realidad aumentada

Se desarrolló un sistema de realidad aumentada que permite guiar retroalimentar a los operadores de forma intuitiva en procesos de ensamble manual, mediante elementos tridimensionales visuales superpuestos en el entorno real. Esta implementación resultó en múltiples beneficios:

- La curva de aprendizaje se ve reducida notablemente al usar el sistema.
- El sistema ofrece la posibilidad de que el usuario se capacite de manera independiente, sin requerir asistencia de un supervisor o experto en el ensamble.
- El sistema proporciona las instrucciones de cada paso o etapa del ensamble, indicando que pieza manipular y como.
- El sistema proporciona retroalimentación en tiempo real, indicando si la pieza en el paso actual se ha colocado adecuadamente.
- El proceso de generación e implementación de elementos 3D es sencillo y puede actualizarse sin problemas, facilitando la implementación de más casos de estudio.
- Los elementos visuales tridimensionales pueden generarse con formatos STL, FBX y blend.

- La interfaz visual del sistema es simple al no depender en gran medida de instrucciones escritas.
- El sistema permite al operador concentrarse en el ensamble al no tener que consultar fuentes externas.

La realidad aumentada implementada en el sistema brinda al operador asistencia al instante en que el proceso de ensamble inicia. Esto permite que de forma autónoma e independiente el operador pueda realizar el ensamble con o sin experiencia previa. La realidad aumentada proporciona instrucciones intuitivas a través de movimientos cíclicos que representan la acción que el usuario debe realizar, como se ilustra en la Figura 7.1. De esta manera el sistema es claro con la instrucción y no requiere instrucciones con textos largos. Los elementos visuales también reaccionan a la correcta colocación de los partes del ensamble, cambiando automáticamente de paso si el anterior se ha logrado con éxito. Esto último ocurre sin la necesidad de la intervención del operador para evitar desconcentrarlo. Este conjunto de elementos visuales permite al operador realizar el ensamble de forma autónoma sin tener conocimiento previo de éste, y además recibir una guía detallada a través de la cual se puede evitar cometer errores en el proceso.

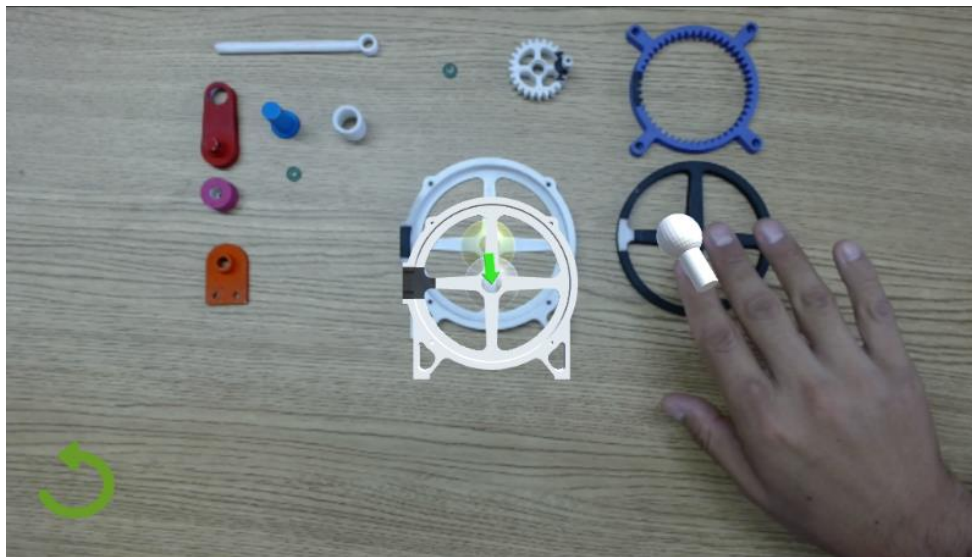


Figura 7.1. Ejemplo de indicadores usando la realidad aumentada del sistema desarrollado.

7.2.2 Digitalización de trayectorias

El sistema desarrollado demostró su capacidad para digitalizar de manera eficaz y fiel a la realidad, las trayectorias generadas por el movimiento de la mano del usuario. Esta funcionalidad permitió realizar un seguimiento detallado de las acciones, proporcionando una evaluación objetiva del desempeño y generando datos relevantes que el usuario puede emplear para mejorar su rendimiento. Además, el sistema destacó por su ventaja sobre otros enfoques al no requerir dispositivos portátiles ni marcadores especiales para digitalizar el movimiento. Debido a la tecnología implementada el sistema fue capaz de lograr lo siguiente:

- El sistema permite digitalizar las trayectorias generadas a partir de la información obtenida del sensor LMC.
- El movimiento realizado por las manos del operador es rastreado y registrado durante el 94% del tiempo total del ensamble.
- El sistema es capaz de obtener en tiempo real la posición tridimensional de la palma de la mano y el dedo índice.
- El sistema opera sin necesidad de dispositivos portables o accesorios adicionales que deba vestir el usuario. Por lo que se genera una interacción más natural y cómoda. Durante la realización del ensamble es posible interactuar con los elementos de realidad aumentada sin la necesidad de un mouse.

La digitalización no solo ofrece una representación detallada de las trayectorias seguidas por los usuarios, sino que también permite usar esta información para interactuar con el sistema y comparar la trayectoria generada con la trayectoria ideal para evaluar al usuario e identificar aquellos puntos de mejora.

7.2.3 Retroalimentación de movimiento

Una de las principales innovaciones de este trabajo es la capacidad del sistema para ofrecer una retroalimentación inmediata basada en los movimientos digitalizados. Durante el proceso de ensamble esta retroalimentación comprende la capacidad del sistema para determinar si cada componente ha sido ensamblado adecuadamente e indicarle al operador si ha completado o no dicha tarea. Al finalizar el proceso el sistema genera una retroalimentación que consiste en una evaluación objetiva que incluye métricas relacionadas con el tiempo, similitud y eficiencia energética con el que se realizó el ensamble. Con esta información el operador puede conocer a detalle su desempeño, así como aquellos puntos específicos que requiere mejorar para obtener un mejor desempeño. La retroalimentación de movimiento demostró ser una herramienta efectiva en los siguientes aspectos:

- Asistir al operador durante todo el proceso de ensamble.
- Aumentar la confianza del operador al momento de realizar el ensamble.
- Permitir un flujo de trabajo ágil, organizado y continuo.
- Evaluar las capacidades que influyen en el desempeño de los operadores.
- Proporcionar al operador información específica sobre aquellas capacidades que requiere mejorar.

7.3 Trabajo futuro

A lo largo del desarrollo de este proyecto se identificaron múltiples aspectos que potencialmente podrían mejorar el sistema actual pero que se han contemplado como trabajo futuro. Estos aspectos son:

1. Mejorar la retroalimentación actual por medio del agregado de un algoritmo que permita activar alertas especializadas en la detección de potenciales errores, a través de predicciones.
2. Corrección en tiempo real de acciones por medio de señalizaciones visuales.

3. Desarrollar e implementar un algoritmo de visión que permita apoyar en la detección de la mano por parte del sensor LMC.
4. Implementar una función offline y distintos modos de uso del sistema acorde a su objetivo (capacitación, evaluación, asistencia, administración).
5. Implementar en todo el sistema el control de la interfaz mediante el movimiento de la mano, eliminando la necesidad de utilizar hardware tradicional como el ratón y el teclado.
6. Implementar una IA que pueda analizar la información en tiempo real y entregar al finalizar el ensamble, un pequeño texto que proporcione sugerencias personalizadas al operador.
7. Realizar un análisis comparativo del desempeño de los usuarios considerando posibles diferencias en la interacción entre hombres y mujeres, con el objetivo de identificar su impacto en los resultados obtenidos y proponer mejoras en el sistema que optimicen la experiencia.
8. Aumentar la robustez de los modelos de detección incorporando un conjunto de datos con mayor variabilidad en las condiciones de iluminación, para garantizar un rendimiento estable frente a los cambios lumínicos.
9. Implementar un control de iluminación en el entorno de trabajo mediante el uso de fuentes de luz reguladas, con el objetivo de minimizar variaciones lumínicas y mejorar la precisión en la detección de objetos.

Referencias

- [1] M. Neves, L. Duarte, and P. Neto, "A Collaborative Robot-Assisted Manufacturing Assembly Process," *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 976 LNNS, pp. 411–416, 2024, doi: 10.1007/978-3-031-58676-7_33.
- [2] J. C. Seck-Tuoh-Mora *et al.*, "Optimización de trabajadores y estaciones de trabajo en líneas de ensamble multi-tripuladas mediante algoritmos genéticos," *Inter disciplina*, vol. 12, no. 33, pp. 59–83, May 2024, doi: 10.22201/CEIICH.24485705E.2024.33.88239.
- [3] "Future of industrial assembly: Intelligent Reconfigurable & Repurposable Adaptive Assembly (IRRAA)." Accessed: Dec. 22, 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/364126247_Future_of_industrial_assembly_Intelligent_Reconfigurable_Repurposable_Adaptive_Assembly_IRRAA
- [4] S. S. Agati, R. D. Bauer, M. D. S. Hounsell, and A. S. Paterno, "Augmented Reality for Manual Assembly in Industry 4.0: Gathering Guidelines," *Proceedings - 2020 22nd Symposium on Virtual and Augmented Reality, SVR 2020*, pp. 179–188, Nov. 2020, doi: 10.1109/SVR51698.2020.00039.
- [5] J. Wolfartsberger, J. D. Hallewell Haslwanter, and R. Lindorfer, "Perspectives on Assistive Systems for Manual Assembly Tasks in Industry," *Technologies (Basel)*, vol. 7, no. 1, Mar. 2019, doi: 10.3390/technologies7010012.
- [6] A. Miqueo, M. Torralba, and J. A. Yagüe-Fabra, "Lean manual assembly 4.0: A systematic review," Dec. 01, 2020, *MDPI AG*. doi: 10.3390/app10238555.
- [7] M. Bortolini, M. Faccio, M. Gamberi, and F. Pilati, "Motion Analysis System (MAS) for production and ergonomics assessment in the manufacturing processes," *Comput Ind Eng*, vol. 139, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.cie.2018.10.046.
- [8] F. Pilati, M. Faccio, M. Gamberi, and A. Regattieri, "Learning manual assembly through real-time motion capture for operator training with augmented reality," in *Procedia Manufacturing*, Elsevier B.V., 2020, pp. 189–195. doi: 10.1016/j.promfg.2020.04.093.
- [9] R. Delgadillo-Gaytan and H. I. Medellín-Castillo, "Automatic digitalization and performance assessment of manual assembly processes using a marker-less motion tracking approach," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 129, no. 11–12, pp. 5101–5115, Dec. 2023, doi: 10.1007/S00170-023-12496-6/METRICS.
- [10] V. R. Reljić, I. M. Milenković, S. Dudić, J. Šulc, and B. Bajčić, "Augmented Reality Applications in Industry 4.0 Environment," *Applied Sciences 2021*, Vol. 11, Page 5592, vol. 11, no. 12, p. 5592, Jun. 2021, doi: 10.3390/AP11125592.
- [11] C. E. Mendoza-Ramírez, J. C. Tudon-Martínez, L. C. Félix-Herrán, J. de J. Lozoya-Santos, and A. Vargas-Martínez, "Augmented Reality: Survey," Sep. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app131810491.

- [12] M. Dalle Mura and G. Dini, "Augmented Reality in Assembly Systems: State of the Art and Future Perspectives," *IFIP Adv Inf Commun Technol*, vol. 620 IFIP, pp. 3–22, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-72632-4_1/FIGURES/18.
- [13] T. Zigart and S. Schlund, "Evaluation of Augmented Reality Technologies in Manufacturing – A Literature Review," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1207 AISC, pp. 75–82, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-51369-6_11.
- [14] M. Billingham, A. Clark, and G. Lee, "A survey of augmented reality," *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction*, vol. 8, no. 2–3, pp. 73–272, 2014, doi: 10.1561/11000000049.
- [15] S. Webel, U. Bockholt, T. Engelke, N. Gavish, M. Olbrich, and C. Preusche, "An augmented reality training platform for assembly and maintenance skills," *Rob Auton Syst*, vol. 61, no. 4, pp. 398–403, 2013, doi: 10.1016/j.robot.2012.09.013.
- [16] P. & M. M. & K. S. & S. Andre. Plapper, "Augmented reality in manual assembly processes," in *International Conference on Mass Customization and Personalization – Community of Europe* (, 2020. Accessed: Oct. 06, 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/344606723_Augmented_Reality_in_Manual_Assembly_Processes
- [17] E. Ferrari, M. Gamberi, F. Pilati, and A. Regattieri, "Motion Analysis System for the digitalization and assessment of manual manufacturing and assembly processes," Elsevier B.V., Jan. 2018, pp. 411–416. doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.329.
- [18] P. Agethen, M. Otto, S. Mengel, and E. Rukzio, "Using Marker-less Motion Capture Systems for Walk Path Analysis in Paced Assembly Flow Lines," in *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., 2016, pp. 152–157. doi: 10.1016/j.procir.2016.04.125.
- [19] B. C. Müller *et al.*, "Motion Tracking Applied in Assembly for Worker Training in different Locations," in *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., 2016, pp. 460–465. doi: 10.1016/j.procir.2016.04.117.
- [20] T. Guzsvinecz, V. Szucs, and C. Sik-Lanyi, "Suitability of the kinect sensor and leap motion controller-A literature review," Mar. 01, 2019, *MDPI AG*. doi: 10.3390/s19051072.
- [21] P. Wozniak, O. Vauderwange, A. Mandal, N. Javahiraly, and D. Curticapean, "Possible applications of the LEAP motion controller for more interactive simulated experiments in augmented or virtual reality," *Optics Education and Outreach IV*, vol. 9946, no. September 2016, p. 99460P, 2016, doi: 10.1117/12.2237673.
- [22] H. R. Fazeli, S. K. Venkatesh, and Q. Peng, "A Virtual Environment for Hand Motion Analysis," *Procedia CIRP*, vol. 78, pp. 127–132, 2018, doi: 10.1016/j.procir.2018.09.060.
- [23] A. Vysocký *et al.*, "Analysis of precision and stability of hand tracking with leap motion sensor," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 15, pp. 1–15, 2020, doi: 10.3390/s20154088.

- [24] J. K. Bologna, C. A. Garcia, A. Ortiz, P. X. Ayala, and M. V. Garcia, "An augmented reality platform for training in the industrial context," in *IFAC-PapersOnLine*, Elsevier B.V., 2020, pp. 197–202. doi: 10.1016/j.ifacol.2020.11.032.
- [25] G. Westerfield, A. Mitrovic, and M. Billingham, "Intelligent augmented reality training for motherboard assembly," *Int J Artif Intell Educ*, vol. 25, no. 1, pp. 157–172, 2015, doi: 10.1007/s40593-014-0032-x.
- [26] I. Fernández del Amo, J. A. Erkoyuncu, R. Roy, R. Palmarini, and D. Onoufriou, "A systematic review of Augmented Reality content-related techniques for knowledge transfer in maintenance applications," *Comput Ind*, vol. 103, pp. 47–71, 2018, doi: 10.1016/j.compind.2018.08.007.
- [27] K. Lotsaris *et al.*, "Augmented Reality (AR) based framework for supporting human workers in flexible manufacturing," in *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., 2020, pp. 301–306. doi: 10.1016/j.procir.2021.01.091.
- [28] A. Y. C. Nee, S. K. Ong, G. Chryssolouris, and D. Mourtzis, "Augmented reality applications in design and manufacturing," *CIRP Ann Manuf Technol*, vol. 61, no. 2, pp. 657–679, 2012, doi: 10.1016/j.cirp.2012.05.010.
- [29] E. Bottani and G. Vignali, "Augmented reality technology in the manufacturing industry: A review of the last decade," *IISE Trans*, vol. 51, no. 3, pp. 284–310, 2019, doi: 10.1080/24725854.2018.1493244.
- [30] L. Damiani, M. Demartini, G. Guizzi, R. Revetria, and F. Tonelli, "Augmented and virtual reality applications in industrial systems: A qualitative review towards the industry 4.0 era," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 11, pp. 624–630, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.388.
- [31] E. Bottani and G. Vignali, "Augmented reality technology in the manufacturing industry: A review of the last decade," *IISE Trans*, vol. 51, no. 3, pp. 284–310, Mar. 2019, doi: 10.1080/24725854.2018.1493244.
- [32] A. Miqueo, M. Torralba, and J. A. Yagüe-Fabra, "Lean Manual Assembly 4.0: A Systematic Review," *Applied Sciences* 2020, Vol. 10, Page 8555, vol. 10, no. 23, p. 8555, Nov. 2020, doi: 10.3390/APP10238555.
- [33] P. E. C. Johansson, L. Malmsköld, Å. Fast-Berglund, and L. Moestam, "Challenges of handling assembly information in global manufacturing companies," *Journal of Manufacturing Technology Management*, vol. 31, no. 5, pp. 955–976, Nov. 2020, doi: 10.1108/JMTM-05-2018-0137/FULL/XML.
- [34] R. Gervasi, M. Capponi, L. Mastrogiacomo, and F. Franceschini, "Manual assembly and Human–Robot Collaboration in repetitive assembly processes: a structured comparison based on human-centered performances," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 126, no. 3–4, pp. 1213–1231, May 2023, doi: 10.1007/S00170-023-11197-4/TABLES/7.

- [35] W. Mao, X. Yang, C. Wang, Y. Hu, and T. Gao, "A Physical Fatigue Evaluation Method for Automotive Manual Assembly: An Experiment of Cerebral Oxygenation with ARE Platform," *Sensors* 2023, Vol. 23, Page 9410, vol. 23, no. 23, p. 9410, Nov. 2023, doi: 10.3390/S23239410.
- [36] J. Wang, Y. Hu, F. Zhao, X. Yang, and M. Sun, "AR-based human-in-the-loop manual assembly process evaluation with high-fidelity assembly simulation method," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 133, no. 9–10, pp. 4281–4299, Aug. 2024, doi: 10.1007/S00170-024-13891-3/METRICS.
- [37] B. Bhattacharya, "Automatic generation of augmented reality guided assembly instructions using expert demonstration", Accessed: Sep. 30, 2024. [Online]. Available: www.manaraa.com
- [38] L. Liu, Y. Liu, and J. Zhang, "Learning-based Hand Motion Capture and Understanding in Assembly Process," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, doi: 10.1109/TIE.2018.2884206.
- [39] M. Bortolini, M. Gamberi, F. Pilati, and A. Regattieri, "Automatic assessment of the ergonomic risk for manual manufacturing and assembly activities through optical motion capture technology," in *Procedia CIRP*, Elsevier B.V., 2018, pp. 81–86. doi: 10.1016/j.procir.2018.03.198.
- [40] M. Dalle Mura and G. Dini, "Augmented Reality in Assembly Systems: State of the Art and Future Perspectives," *IFIP Adv Inf Commun Technol*, vol. 620 IFIP, pp. 3–22, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-72632-4_1/FIGURES/18.
- [41] L. Damiani, M. Demartini, G. Guizzi, R. Revetria, and F. Tonelli, "Augmented and virtual reality applications in industrial systems: A qualitative review towards the industry 4.0 era," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 11, pp. 624–630, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.388.
- [42] S. Wiedenmaier, O. Oehme, L. Schmidt, and H. Luczak, "Augmented Reality (AR) for Assembly Processes Design and Experimental Evaluation," *Int J Hum Comput Interact*, vol. 16, no. 3, pp. 497–514, 2003, doi: 10.1207/S15327590IJHC1603_7.
- [43] C. H. Chu and C. H. Ko, "An experimental study on augmented reality assisted manual assembly with occluded components," *J Manuf Syst*, vol. 61, pp. 685–695, Oct. 2021, doi: 10.1016/J.JMSY.2021.04.003.
- [44] I. Fernández Del Amo, J. A. Erkoyuncu, R. Roy, and S. Wilding, "Augmented Reality in Maintenance: An information-centred design framework," *Procedia Manuf*, vol. 19, pp. 148–155, 2018, doi: 10.1016/j.promfg.2018.01.021.
- [45] D. Amin and S. Govilkar, "Comparative Study of Augmented Reality Sdk's," *International Journal on Computational Science & Applications*, vol. 5, no. 1, pp. 11–26, 2015, doi: 10.5121/ijcsa.2015.5102.

- [46] R. Palmarini, J. A. Erkoyuncu, and R. Roy, "An Innovative Process to Select Augmented Reality (AR) Technology for Maintenance," *Procedia CIRP*, vol. 59, no. TESCConf 2016, pp. 23–28, 2017, doi: 10.1016/j.procir.2016.10.001.
- [47] H. Martínez, S. Laukkanen, and J. Mattila, "A new hybrid approach for augmented reality maintenance in scientific facilities," *Int J Adv Robot Syst*, vol. 10, pp. 1–10, 2013, doi: 10.5772/56845.
- [48] R. Palmarini, J. A. Erkoyuncu, R. Roy, and H. Torabmostaedi, "A systematic review of augmented reality applications in maintenance," *Robot Comput Integr Manuf*, vol. 49, no. March 2017, pp. 215–228, 2018, doi: 10.1016/j.rcim.2017.06.002.
- [49] J. Garzón, J. Pavón, and S. Baldiris, "Augmented reality applications for education: Five directions for future research," *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 10324 LNCS, no. October, pp. 402–414, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-60922-5_31.
- [50] P. Fraga-Lamas, T. M. Fernández-Caramés, Ó. Blanco-Novoa, and M. A. Vilar-Montesinos, "A Review on Industrial Augmented Reality Systems for the Industry 4.0 Shipyard," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 13358–13375, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2808326.
- [51] M. Fiorentino, A. E. Uva, M. Gattullo, S. Debernardis, and G. Monno, "Augmented reality on large screen for interactive maintenance instructions," *Comput Ind*, vol. 65, no. 2, pp. 270–278, 2014, doi: 10.1016/j.compind.2013.11.004.
- [52] S. Aromaa, I. Aaltonen, E. Kaasinen, J. Elo, and I. Parkkinen, "Use of wearable and augmented reality technologies in industrial maintenance work," *AcademicMindtrek 2016 - Proceedings of the 20th International Academic Mindtrek Conference*, pp. 235–242, 2016, doi: 10.1145/2994310.2994321.
- [53] I. Fernández del Amo, J. A. Erkoyuncu, R. Roy, R. Palmarini, and D. Onoufriou, "A systematic review of Augmented Reality content-related techniques for knowledge transfer in maintenance applications," *Comput Ind*, vol. 103, pp. 47–71, 2018, doi: 10.1016/j.compind.2018.08.007.
- [54] I. Porcelli, M. Rapaccini, D. B. Espíndola, and C. E. Pereira, "Technical and organizational issues about the introduction of augmented reality in maintenance and technical assistance services," *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, vol. 46, no. 7, pp. 257–262, 2013, doi: 10.3182/20130522-3-BR-4036.00024.
- [55] M. K. Bekele, C. Town, R. Pierdicca, E. Frontoni, and E. V. A. S. Malinverni, "A Survey of Augmented, Virtual, and Mixed Reality," *Journal on Computing and Cultural Heritage*, vol. 11, no. 2, p. 36, 2018.
- [56] D. W. F. Van Krevelen and R. Poelman, "A Survey of Augmented Reality Technologies, Applications and Limitations," *International Journal of Virtual Reality*, vol. 9, no. 2, pp. 1–20, 2010, doi: 10.20870/ijvr.2010.9.2.2767.

- [57] P. Pradhan *et al.*, “The State of Augmented Reality in Aerospace Navigation and Engineering,” *Applications of Augmented Reality - Current State of the Art*, Aug. 2023, doi: 10.5772/INTECHOPEN.1002358.
- [58] E. Coronado, S. Itadera, and I. G. Ramirez-Alpizar, “Integrating Virtual, Mixed, and Augmented Reality to Human–Robot Interaction Applications Using Game Engines: A Brief Review of Accessible Software Tools and Frameworks,” *Applied Sciences* 2023, Vol. 13, Page 1292, vol. 13, no. 3, p. 1292, Jan. 2023, doi: 10.3390/APP13031292.
- [59] T. Wright, S. De Ribaupierre, and R. Eagleson, “Design and evaluation of an augmented reality simulator using leap motion,” *Healthc Technol Lett*, vol. 4, no. 5, pp. 210–215, 2017, doi: 10.1049/htl.2017.0070.
- [60] S. Muthukumaraswamy, A. Banerjee, A. McCulloch, J. Buchanan, and N. Robson, “An AR system for monitoring arm movements for stroke patients,” *67th Annual Conference and Expo of the Institute of Industrial Engineers 2017*, no. May, pp. 1369–1374, 2017.
- [61] J. B. Alves, B. Marques, P. Dias, and B. S. Santos, “Using augmented reality for industrial quality assurance: a shop floor user study,” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 115, no. 1–2, pp. 105–116, Jul. 2021, doi: 10.1007/S00170-021-07049-8/METRICS.
- [62] A. Sanna, F. Manuri, F. Lamberti, G. Paravati, and P. Pezzolla, “Using handheld devices to support augmented reality-based maintenance and assembly tasks,” *2015 IEEE International Conference on Consumer Electronics, ICCE 2015*, pp. 178–179, 2015, doi: 10.1109/ICCE.2015.7066370.
- [63] S. Webel, U. Bockholt, T. Engelke, N. Gavish, M. Olbrich, and C. Preusche, “An augmented reality training platform for assembly and maintenance skills,” *Rob Auton Syst*, vol. 61, no. 4, pp. 398–403, 2013, doi: 10.1016/j.robot.2012.09.013.
- [64] G. Michalos, P. Karagiannis, S. Makris, Ö. Tokçalar, and G. Chryssolouris, “Augmented Reality (AR) Applications for Supporting Human-robot Interactive Cooperation,” *Procedia CIRP*, vol. 41, pp. 370–375, 2016, doi: 10.1016/j.procir.2015.12.005.
- [65] R. Palmarini, J. A. Erkoyuncu, R. Roy, and H. Torabmostaedi, “A systematic review of augmented reality applications in maintenance,” *Robot Comput Integr Manuf*, vol. 49, no. March 2017, pp. 215–228, 2018, doi: 10.1016/j.rcim.2017.06.002.
- [66] “About the original Leap Motion Controller – Ultraleap Support.” Accessed: Oct. 12, 2024. [Online]. Available: <https://support.ultraleap.com/hc/en-us/articles/18729461772829-About-the-original-Leap-Motion-Controller>
- [67] J. Galván-Ruiz, C. M. Travieso-González, A. Pinan-Roescher, and J. B. Alonso-Hernández, “Robust Identification System for Spanish Sign Language Based on Three-Dimensional Frame Information,” *Sensors*, vol. 23, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.3390/S23010481.

- [68] “Specifications - C920e Business Webcam – Logitech Support + Download.” Accessed: Oct. 12, 2024. [Online]. Available: <https://support.logi.com/hc/en-us/articles/16186962732567-Specifications-C920e-Business-Webcam>
- [69] “Unity Documentation.” Accessed: Oct. 13, 2024. [Online]. Available: <https://docs.unity.com/>
- [70] “Our Documentation | Python.org.” Accessed: Oct. 13, 2024. [Online]. Available: <https://www.python.org/doc/>
- [71] “OpenCV: Introduction.” Accessed: Oct. 13, 2024. [Online]. Available: <https://docs.opencv.org/4.x/d1/dfb/intro.html>
- [72] “Inicio - Documentación Ultralytics YOLOv8.” Accessed: Jan. 05, 2024. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/es/>
- [73] “GitHub - ultralytics/yolov5: YOLOv5  in PyTorch > ONNX > CoreML > TFLite.” Accessed: Jun. 20, 2022. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- [74] H. Su, S. Liu, B. Zheng, · Xiaofang Zhou, and K. Zheng, “A survey of trajectory distance measures and performance evaluation,” *The VLDB Journal*, vol. 29, pp. 3–32, 2020, doi: 10.1007/s00778-019-00574-9.
- [75] Z. Zhang, K. Huang, and T. Tan, “Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes,” in *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 2006, pp. 1135–1138. doi: 10.1109/ICPR.2006.392.
- [76] Y. Tao *et al.*, “A comparative analysis of trajectory similarity measures,” *Glsci Remote Sens*, vol. 58, no. 5, pp. 643–669, 2021, doi: 10.1080/15481603.2021.1908927.
- [77] “Hostinger.” Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: https://www.hostinger.mx/?utm_campaign=Brand-RET|NT:Se|LO:MX&utm_medium=ppc&gad_source=1&gclid=Cj0KCQiA1Km7BhC9ARIsAFZFEltpNc6aGE81yd0he8dNSOGhmXiRnOVYRusyqFTLB9PIGsVMPa2mhg8aAjBNEALw_wcB
- [78] “How to Label Image Data for Computer Vision Models.” Accessed: Nov. 03, 2024. [Online]. Available: <https://blog.roboflow.com/tips-for-how-to-label-images/>
- [79] H. Su, S. Liu, B. Zheng, X. Zhou, and K. Zheng, “A survey of trajectory distance measures and performance evaluation,” *VLDB Journal*, vol. 29, no. 1, pp. 3–32, Jan. 2020, doi: 10.1007/s00778-019-00574-9.
- [80] J. Guna, G. Jakus, M. Pogačnik, S. Tomažič, and J. Sodnik, “An analysis of the precision and reliability of the leap motion sensor and its suitability for static and dynamic tracking,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 2, pp. 3702–3720, 2014, doi: 10.3390/s140203702.
- [81] “Blender 4.2 Manual.” Accessed: Nov. 16, 2024. [Online]. Available: <https://docs.blender.org/manual/en/latest/>

- [82] “Unity - Manual: Unity User Manual 2020.3 (LTS).” Accessed: Nov. 16, 2024. [Online]. Available: <https://docs.unity3d.com/2020.3/Documentation/Manual/>
- [83] “How to Improve Your Computer Vision Model.” Accessed: Nov. 17, 2024. [Online]. Available: <https://blog.roboflow.com/model-best-practices/>
- [84] “Recopilar imágenes | Microsoft Learn.” Accessed: Nov. 17, 2024. [Online]. Available: <https://learn.microsoft.com/es-es/ai-builder/collect-images>
- [85] “Roboflow: Computer vision tools for developers and enterprises.” Accessed: Dec. 25, 2024. [Online]. Available: <https://roboflow.com/>
- [86] “Build Vision Models with Roboflow | Roboflow Docs.” Accessed: Nov. 17, 2024. [Online]. Available: <https://docs.roboflow.com/>
- [87] C. Y. Siew, S. K. Ong, and A. Y. C. Nee, “A practical augmented reality-assisted maintenance system framework for adaptive user support,” *Robot Comput Integr Manuf*, vol. 59, no. April, pp. 115–129, 2019, doi: 10.1016/j.rcim.2019.03.010.
- [88] S. T. Canadinc and W. Yan, “Multi-3D-Models Registration-Based Augmented Reality Instructions for Assembly,” *Proceedings - 2024 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces Abstracts and Workshops, VRW 2024*, pp. 997–998, 2024, doi: 10.1109/VRW62533.2024.00295.
- [89] L. Beltrán Sosa, D. Luviano Cruz, L. Pérez-Domínguez, and A. G. Rodríguez Ramírez, “Realidad aumentada como ayuda visual para una estación de ensamble de manufactura usando lentes inteligentes,” *Científica*, vol. 26, no. 2, pp. 1–8, Dec. 2022, doi: 10.46842/IPN.CIEN.V26N2A01.
- [90] “BrickPal: Augmented Reality-based Assembly Instructions for Brick Models.” Accessed: Dec. 14, 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/372163143_BrickPal_Augmented_Reality-based_Assembly_Instructions_for_Brick_Models

Apéndices

Apéndice A

Encuesta

Por favor, responda a las siguientes preguntas:

1. ¿Ha utilizado anteriormente sistemas o aplicaciones basados en realidad aumentada?

☐ Sí
☐ No

2. ¿Ha utilizado anteriormente el sensor Leap Motion Controller (LMC)?

☐ Sí
☐ No

3. ¿Qué tan difícil le pareció utilizar el sistema?

Por favor califique, del 1 al 10 donde:

1 = Muy fácil

3 = Fácil

5 = Intermedio

7 = Difícil

10 = Muy difícil

4. ¿Sintió frustración al utilizar el sistema?

☐ Sí
☐ No

5. Si su respuesta fue "Sí", por favor describa brevemente qué aspecto del sistema le generó frustración: