



**TÍTULO DEL ESTUDIO: ESTUDIO PILOTO DEL
DESEMPEÑO DE UN BRAZO ROBÓTICO CON
APRENDIZAJE POR IMITACIÓN EN LA
ORGANIZACIÓN AUTOMATIZADA DE
MEDICAMENTOS EN FARMACIA HOSPITALARIA.**

**REPORTE DE RESULTADOS DE
INVESTIGACIÓN 012-2025**

ESTUDIO PILOTO DEL DESEMPEÑO DE UN BRAZO ROBÓTICO CON APRENDIZAJE POR IMITACIÓN EN LA ORGANIZACIÓN AUTOMATIZADA DE MEDICAMENTOS EN FARMACIA HOSPITALARIA

1. Mitchell Birkham Ramos Quispe

Filiación: Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), EsSalud.

Código ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-9639-1725>

Correo electrónico: mbrq13@gmail.com

2. Brik Henry Meza Pinedo

Filiación: Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), EsSalud.

Código ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-8935-2661>

3. Bryan Christopher Bastidas Reyes

Filiación: Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), EsSalud.

Código ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-1454-8076>

4. Luis Randy Loayza Arroyo

Filiación: Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), EsSalud.

Código ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1547-6572>

5. Claudia Aracelli Sedano Porras

Filiación: Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI), EsSalud.

Código ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4871-1974>

Código del RRI: 012-2025

Tema: Salud Digital

Subtema: Aplicación de Internet de las cosas médicas para la interconectividad del equipamiento y dispositivos biomédicos.

Conflicto de intereses: Los responsables de la elaboración del presente documento declaran no tener ningún conflicto de interés financiero o no financiero, con relación a los temas descritos en el presente documento.

Aprobación Ética: Este estudio fue exceptuado de revisión protocolar por el Comité Institucional de Ética del Hospital Nacional Edgardo Rebagliati Martins, siguiendo la normativa del IETSI para investigación en salud.

Financiamiento: Este documento técnico ha sido financiado por el Instituto de Evaluación de Tecnologías en Salud e Investigación (IETSI).

Citación: Este documento debe ser citado como: Ramos Quispe MB, Meza Pinedo BH, Bastidas Reyes BC, Loayza Arroyo LR, Sedano Porras CA. Estudio piloto del desempeño de un sistema robótico bimanual con aprendizaje por imitación en la organización automatizada de medicamentos en farmacia hospitalaria. Reporte de resultados de investigación RRI 012-2025. Lima: ESSALUD; 2025"

Contenido

Resumen	4
Abstract.....	5
Introducción	6
Metodología.....	8
Resultados.....	13
Discusión	18
Tablas y figuras	24
Anexo I	26
Anexo II	27
Anexo III	32
Declaración de autorías	34

Resumen

Objetivo: Evaluar el desempeño técnico de un brazo robótico con aprendizaje por imitación en la organización automatizada de medicamentos, midiendo tasa de éxito de manipulación, error de posicionamiento, repetibilidad, tiempo de ciclo.

Materiales y métodos: Estudio piloto preexperimental en laboratorio que evaluó un sistema bimanual BISO-ARM100, entrenado por imitación mediante 100 episodios de teleoperación, en tareas autónomas de *pick-and-place* con 10 tipos de cajas de medicamentos. Se midieron tasa de éxito, error de posicionamiento, repetibilidad y tiempo de ciclo, mediante estadística descriptiva.

Resultados: El sistema alcanzó un éxito global de 80% (IC95%: 68.9 – 91.1), con 100% en cajas estrechas (C1 – C3) y descenso a 60% (C6) y 40% (C10) en formatos anchos. La mediana del error radial fue 10,8 mm, con mejor desempeño en C1, C2 y C9 (5,6 – 7,1 mm) y errores elevados en C6, C7, C8 y C10 (18.0 – 22.7 mm). El tiempo de ciclo osciló entre 18.8 y 22.4 s, siendo mayor en C9 y C10. Se observó que el error radial aumenta con el ancho y disminuye con el largo de la caja.

Conclusión: El brazo robótico BISO-ARM100, entrenado por imitación, mostró viabilidad para la organización automatizada de medicamentos en entornos controlados, con alto desempeño en cajas estrechas. Su aplicación inmediata se restringe a este segmento y a flujos híbridos con preclasificación geométrica, siendo necesaria la optimización para cajas anchas para su uso rutinario en farmacia hospitalaria.

Palabras clave: Sistema robótico bimanual, aprendizaje por imitación, manipulación *pick-and-place*, automatización de farmacia hospitalaria, manejo de cajas de medicamentos.

Abstract

Objective: To evaluate the technical performance of a robotic arm trained by imitation in the automated organization of medications, measuring handling success rate, positioning error, repeatability, and cycle time.

Methods: A pre-experimental pilot study was conducted in a laboratory setting to evaluate a BISO-ARM100 bimanual system, trained by imitation through 100 teleoperation episodes, in autonomous pick-and-place tasks with 10 types of medication boxes. Success rate, positioning error, repeatability, and cycle time were measured using descriptive statistics.

Results: The system achieved an overall success rate of 80% (95% CI: 68.9–91.1), with 100% success with narrow boxes (C1–C3) and a decrease to 60% (C6) and 40% (C10) with wide formats. The median radial error was 10.8 mm, with the best performance in C1, C2, and C9 (5.6–7.1 mm) and high errors in C6, C7, C8, and C10 (18.0–22.7 mm). Cycle time ranged from 18.8 to 22.4 s, being longer in C9 and C10. Radial error increased with box width and decreased with box length.

Conclusion: The BISO-ARM100 robotic arm, trained by imitation, demonstrated viability for the automated organization of medications in controlled environments, with high performance in narrow boxes. Its immediate application is limited to this segment and to hybrid flows with geometric pre-sorting. Optimization for wide boxes is necessary for routine use in hospital pharmacies.

Keywords: Bimanual robotic system, imitation learning, pick-and-place handling, hospital pharmacy automation, medication box handling.

Introducción

En la última mitad de década, la combinación de Transformers con aprendizaje por imitación (imitation learning, IL) ha acelerado la autonomía robótica y reducido la barrera de entrada en costo y complejidad. Hitos como ALOHA demostraron que es posible adquirir manipulación bimanual fina con hardware de bajo costo mediante clonación de comportamiento y Action Chunking Transformer (ACT) [1]. En paralelo, los modelos Vision-Language-Action (VLA) ampliaron la generalidad del control: π_0 introdujo políticas de acción continua con flow matching sobre datos multi-embodiment [2,3], mientras que SmolVLA acercó estas capacidades a GPUs de consumo e incluso CPU en tareas acotadas con un VLA compacto y eficiente [4]. Este avance converge hacia robots que entienden instrucciones en lenguaje natural, perciben por visión y actúan con precisión en el mundo físico.

En medicina, estas técnicas ya muestran resultados en el exterior. El Surgical Robot Transformer (SRT) evidenció que es posible aprender tareas en el sistema da Vinci a partir de demostraciones, superando limitaciones cinemáticas con formulaciones relativas de acción [5,6]. En contextos farmacéuticos industriales, iniciativas como Aseptic Smart mostraron que líneas robotizadas con visión pueden mantener condiciones asépticas, reducir contaminación y mejorar la precisión [7].

No obstante, la adopción más amplia se ha visto impulsada por la cultura open source, que democratiza software y hardware. Plataformas de bajo costo impresas en 3D, como el SO-ARM100, estandarizan brazos reproducibles para recolectar demostraciones y desplegar políticas aprendidas [8]. A su vez, LeRobot ofrece una canalización integrable para teleoperación, entrenamiento e inferencia de IL con documentación y *tooling* reutilizable [9]. Esta convergencia habilita evaluar políticas de IL y VLA en entornos sanitarios con presupuestos acotados.

El problema clínico de base es claro. Los errores de medicación, eventos prevenibles que pueden ocasionar uso inadecuado del fármaco o daño al paciente, afectan la seguridad y la eficiencia de los sistemas de salud, con repercusiones clínicas, económicas y sociales [10–12]. La OMS estima costos anuales cercanos a USD 42 000 millones y los ubica como causa importante de daño evitable [12]; metaanálisis reportan prevalencia global de errores de dispensación $\approx 1,6$ % [13] y daño prevenible ≈ 3 % de pacientes, con más de una cuarta parte grave o potencialmente mortal [11]. Además, el almacenamiento intrahospitalario subóptimo (baja visibilidad/organización, espacios inadecuados, ausencia de estándares) se asocia a fallas que alcanzan al paciente [14,15], lo que justifica explorar organización automatizada con control posicional.

Si bien existen sistemas de almacenamiento automatizado, su adopción suele ser costosa y rígida, y difícil de adaptar a la diversidad de presentaciones farmacéuticas en hospitales [16–20]. La automatización asistida por IA ha mostrado potencial en distribución/dispensación [16,17]; el aprendizaje por imitación permite que un robot adquiera políticas de control desde

demostraciones humanas (p. ej., teleoperación), ejecutando secuencias de manipulación sin programar cada detalle [21,22], y los sistemas basados en visión pueden identificar, recoger, etiquetar y verificar productos, habilitando flujos sin periféricos adicionales cuando el reconocimiento visual es suficiente [23].

El BISO-ARM100 es un sistema robótico bimanual, constituido por dos brazos abiertos SO-ARM100 coordinados sobre la misma mesa de trabajo, lo que permite tratarlo funcionalmente como una unidad integrada de manipulación. En este contexto, el presente estudio busca probar la factibilidad técnica del sistema BISO-ARM100 (derivado del diseño abierto SO-ARM100) en la organización automatizada de medicamentos pequeños en farmacia hospitalaria. El valor principal radica en mostrar que un sistema de bajo costo, entrenado por imitación, puede ejecutar de manera confiable tareas de clasificación y reposicionamiento. Con ello, se sientan las bases para futuros proyectos de automatización en EsSalud Perú, abriendo un campo de investigación aplicada en robótica que, a mediano y largo plazo, podría mejorar la eficiencia operativa y elevar los estándares de seguridad en la gestión de medicamentos, sin pretender eliminar por completo la ocurrencia de errores, pero sí mitigar su probabilidad y severidad.

El objetivo del estudio fue evaluar el desempeño técnico de un brazo robótico con aprendizaje por imitación en la organización automatizada de medicamentos, midiendo tasa de éxito de manipulación, error de posicionamiento, repetibilidad, tiempo de ciclo.

Metodología

Diseño del estudio

Este estudio se estructuró como un diseño preexperimental orientado a evaluar la viabilidad del aprendizaje por imitación (*imitation learning*) en tareas de organización de medicamentos mediante el sistema robótico BISO-ARM100 (dos brazos robóticos SO-ARM100). El diseño incluye dos fases: (i) una fase de teleoperación, con 100 episodios de demostraciones humanas desde la identificación hasta el posicionamiento final de los fármacos, siguiendo las guías de entrenamiento documentadas en LeRobot [9]; y (ii) una fase autónoma, en la que los brazos robóticos ejecutaron las tareas guiado por la política aprendida. Se eligió este diseño debido a que corresponde a un estudio piloto de factibilidad técnica, sin grupo control, realizado en un entorno controlado.

Entorno experimental

Las pruebas se realizaron en un entorno controlado de laboratorio. El área de trabajo consistió en una superficie plana y delimitada, sobre la cual se colocaron las cajas de medicamentos y un recipiente con compartimentos de colores, que funcionó como destino para la organización de los envases. La iluminación fue estandarizada mediante una lámpara dirigida al área de manipulación, con el fin de mantener condiciones homogéneas durante todo el experimento. Para registrar las trayectorias y apoyar la etapa de entrenamiento se dispusieron tres cámaras en posiciones fijas alrededor del espacio de trabajo: dos instaladas sobre cada uno de los brazos robóticos para capturar la interacción directa con los objetos, y una ubicada en la parte superior con el fin de registrar una vista global del entorno experimental. Las ubicaciones se muestran en la Figura 1.



Figura 1. Configuración del entorno experimental con cámaras instaladas en brazos robóticos y vista superior.

Asimismo, en la Figura 2 se ilustran los rangos de ubicación y orientación de las cajas empleados durante el entrenamiento, dentro de márgenes predefinidos que permitieron evaluar la robustez del sistema ante variaciones controladas en la disposición de los envases. En la subfigura a) se representan gráficamente los márgenes de ubicación y orientación considerados, mientras que en la subfigura b) se muestran ejemplos de las posiciones en las que fueron colocadas las cajas durante las pruebas.

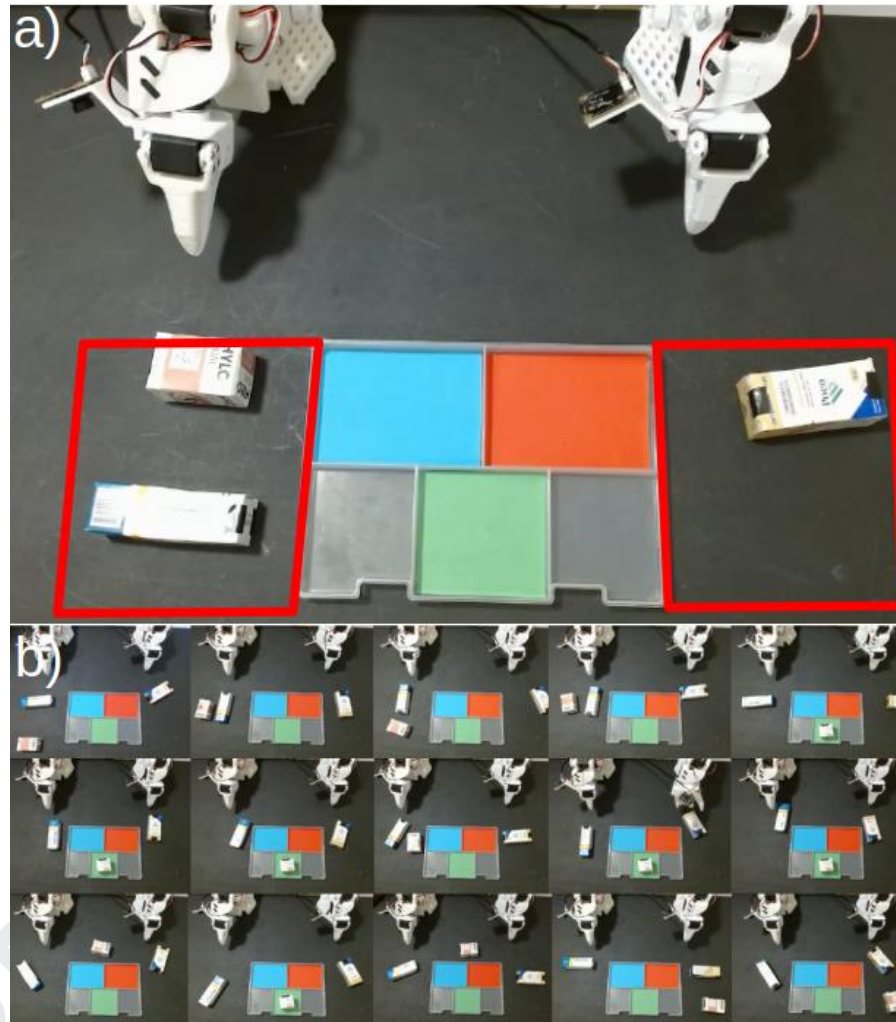


Figura 2. Configuración espacial de las cajas: a) rangos de orientación y ubicación, b) ejemplos prácticos de posiciones.

Fases del estudio

El estudio realizó en dos fases principales orientadas a evaluar el desempeño del sistema robótico BISO-ARM100 y son las siguientes:

- **Fase de teleoperación:** Consiste en la realización de 100 episodios de demostración humana, en los que un operador guió al manipulador desde la identificación de la caja hasta su colocación final en la estantería. Estas trayectorias fueron registradas siguiendo las guías

del repositorio de LeRobot [9], con el fin de generar el conjunto de datos inicial para el aprendizaje por imitación (imitation learning).

- **Fase autónoma:** Posteriormente, los brazos robóticos ejecutaron las tareas de forma independiente, aplicando la política aprendida a partir de las demostraciones humanas. Cada caja de la muestra fue sometida a 5 ciclos de manipulación independientes en condiciones controladas, permitiendo el registro sistemático de los datos necesarios para el análisis de desempeño.

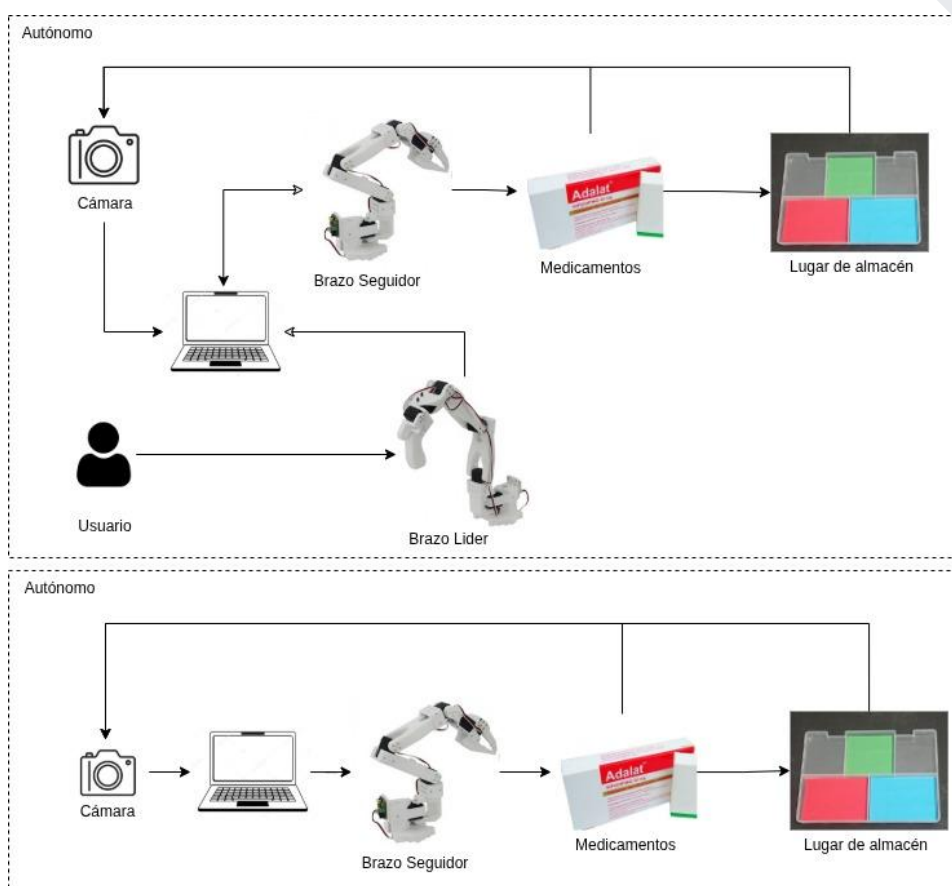


Figura 3. Flujo de las fases del estudio: teleoperación y ejecución autónoma del sistema.

Población y muestra

La población del estudio estuvo constituida por cajas de medicamentos pequeños ubicadas en un entorno controlado y simulado, considerando variaciones de tamaño compatibles con la operación del sistema BISO-ARM100. La muestra incluyó diez tipos de cajas prismáticas seleccionadas proporcionalmente: C1 (32.7 × 93.97 × 16.06 mm), C2 (79.06 × 92.3 × 20.7 mm), C3 (66.07 × 95.6 × 27.24 mm), C4 (67.51 × 103.02 × 31.9 mm), C5 (39.9 × 86.98 × 33.62 mm), C6 (33.25 × 102.65 × 35.3 mm), C7 (40.62 × 60.79 × 39.25 mm), C8 (61.04 × 60.92 × 38.44 mm), C9 (66.04 × 113.59 × 53.15 mm) y C10 (75.65 × 86.44 × 64.67 mm), ambas dentro del rango máximo de agarre de 85 mm de la pinza del manipulador. Las cajas se muestran en la Figura 4. Estas dimensiones fueron elegidas por ser representativas de los envases más frecuentes en la

práctica hospitalaria. Cada caja fue identificada y numerada para asegurar una distribución homogénea en las pruebas. Se incluyeron únicamente cajas dentro del rango operativo, con geometría prismática y superficies accesibles, mientras que se excluyeron aquellas con irregularidades marcadas, deterioro visible o requerimientos especiales como refrigeración o condiciones estériles.



Figura 4. Envases (TC1 a TC10) utilizados en las pruebas de agarre y manipulación.

Variables de estudio

Para evaluar el desempeño del sistema, se definieron cuatro variables principales. La Tabla 1 muestra estas variables en conjunto con su definición operacional, tipo y escala de medición.

Tabla 1. Variables de estudio consideradas para la evaluación de desempeño de BISO-ARM100.

Variable	Definición operacional	Tipo	Escala
Tasa de éxito de manipulación	Porcentaje de ciclos completados correctamente.	Cuantitativa	Razón (%)
Error de posicionamiento	Distancia en mm entre el centro objetivo y la posición final, calculada por ejes y radial en el plano	Cuantitativa	Razón (mm)
Repetibilidad	Desviación estándar del error de posicionamiento para cada caja a lo largo de 5 ciclos	Cuantitativa	Razón (mm)
Tiempo de ciclo	Intervalo en segundos desde el inicio del alcance hasta la liberación final	Cuantitativa	Razón (s)

Instrumentos de recolección y registros

Durante la fase de entrenamiento del modelo, se utilizaron tres cámaras para registrar las imágenes y secuencias de teleoperación. Estos archivos se organizaron como un dataset y se almacenaron en el repositorio digital de Hugging Face [24]

En la fase autónoma, la recolección de datos se realizó mediante instrumentos externos. Para obtener el error de posicionamiento, primero se midieron con un vernier digital (precisión de dos decimales) las coordenadas del centro de la caja y del centro del recipiente; posteriormente, se obtuvo el error como la distancia resultante entre ambas posiciones. El tiempo de ciclo se registró con un cronómetro digital (Aplicación Reloj de Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon, Corea del Sur), contabilizando desde el inicio del movimiento de los brazos hasta la colocación final de cada caja, también con precisión de dos decimales. Los resultados de los 5 ciclos de ejecución para cada una de las 10 cajas fueron registrados en una hoja de cálculo para su posterior análisis [Anexo II].

Plan estadístico

El análisis de los datos se realizó mediante estadística descriptiva. Para cada tipo de caja y para las variables tasa de éxito de manipulación, error de posicionamiento (ejes X e Y y error radial aproximado), repetibilidad (desviación estándar del error radial entre ciclos) y tiempo de ciclo, se calcularon valores de media, mediana, desviación estándar, mínimos y máximos. La tasa de éxito se describió como la proporción de ciclos completados correctamente respecto del total de intentos, expresada en porcentajes; adicionalmente, se estimó un intervalo de confianza del 95% para la proporción global de éxito del sistema. Para las variables continuas se evaluó la normalidad de la distribución mediante la prueba de Shapiro–Wilk, consignando el valor de p correspondiente y considerando distribución aproximadamente normal cuando $p > 0,05$. Los resultados se presentaron en tablas que resumen el desempeño técnico por tipo de caja y en gráficos de dispersión que ilustran la relación entre las dimensiones de los envases (largo y ancho) y el error radial aproximado, así como la frecuencia de éxito por caja.

Aspectos éticos

Este estudio se enmarca en una investigación en un entorno controlado, sin interacción con pacientes ni realización de pruebas en un escenario real. Por ello, este estudio fue exonerado de revisión protocolar por el Comité de Ética en Investigación del Hospital Nacional Edgardo Rebagliati Martins con carta No. 000130-CEI-GHNERM-GRPR-ESSALUD-ESSALUD-2025, ya que no se vulneraron los principios éticos de beneficencia, no maleficencia, autonomía o justicia aplicables a investigaciones con participantes humanos.

Resultados

El sistema de brazo mecánico BISO-ARM100 alcanzó un 80% de éxito global (IC 95%: 68.9% - 91.1%), con desempeño pleno en cajas estrechas (C1 - C3, 100%) y degradación en formatos anchos (C6 = 60%, C10 = 40%). La repetibilidad fue adecuada en la mayoría de las cajas, pero alta dispersión en C6, C7 y C10, lo que sugiere inconsistencia de la entrega en cajas anchas. El promedio de tiempo por ciclo varió de 18.81 a 22.36 seg., observándose un mayor promedio en las cajas C9 y C10, compatible con las cajas más anchas. En cuanto a la precisión, el error radial aproximado mostró una mediana típica de 10.8 mm, con mejores valores en C1, C2 y C9 (5.6 - 7.1 mm) y errores elevados en C8, C6, C7 y C10 (18 - 22.7 mm). Además, se observó que a medida que la caja es más ancha el error aproximado aumenta, mientras que a medida que el largo de la caja aumenta el error disminuye [Tabla 2, Figura 10, 11 y 12].

Caja	Dimensiones (mm)		Distancia entre punto central de la caja y recipiente, respecto al eje X (mm)				Distancia entre punto central de la caja y recipiente, respecto al eje Y (mm)				Error de posicionamiento radial aproximado (mm)				Tiempo por ciclo (s)				Éxito (%)
	Largo	Ancho	Media	Mediana	DE	p*	Media	Mediana	DE	p*	Media	Mediana	DE	p*	Media	Mediana	DE	p*	
C1	93.97	16.06	5.51	3.12	4.42	0.325	5.04	4.61	3.12	0.063	7.64	5.58	5.10	0.384	20.33	20.53	1.17	0.687	100.0
C2	92.30	20.70	5.06	4.61	1.12	0.415	4.66	4.19	3.92	0.613	7.35	6.35	2.88	0.805	20.57	20.63	1.43	0.541	100.0
C3	95.60	27.24	7.05	7.80	3.24	0.908	2.77	2.09	2.00	0.228	7.71	9.24	3.48	0.395	20.33	21.00	1.61	0.494	100.0
C4	103.02	31.90	7.43	7.36	2.09	0.765	8.60	7.86	4.93	0.404	11.89	11.51	3.62	0.505	20.57	21.10	1.60	0.782	80.0
C5	86.98	33.62	7.15	7.77	5.58	0.289	4.52	6.03	2.72	0.211	8.55	10.03	6.03	0.408	18.81	18.50	1.30	0.322	80.0
C6	102.65	35.30	14.84	14.56	11.11	0.514	11.59	10.43	5.75	0.881	19.68	20.42	10.73	0.466	18.89	18.63	1.03	0.754	60.0
C7	60.79	39.25	20.68	18.18	9.02	0.175	3.07	3.60	2.23	0.387	21.02	19.03	8.95	0.161	18.41	18.01	1.62	0.270	80.0
C8	60.92	38.44	21.54	18.42	6.34	0.104	10.99	13.30	5.07	0.001	24.88	22.72	4.73	0.135	19.51	18.20	2.53	0.084	80.0
C9	113.59	53.15	2.52	2.07	2.70	0.090	5.79	6.46	2.20	0.718	6.83	7.12	1.92	0.146	22.36	25.00	4.54	0.055	80.0
C10	86.44	64.67	22.08	17.66	10.10	0.006	7.66	5.24	6.10	0.106	23.48	18.20	11.52	0.005	22.34	23.89	4.70	0.241	40.0

Tabla 2. Desempeño técnico del brazo robótico BISO-ARM100 en tareas de organización.

*Basado en el test de normalidad de Shapiro Wilk ($p > 0.05$, distribución normal), DE: Desviación

Estándar, mm: milímetros, s: segundos.

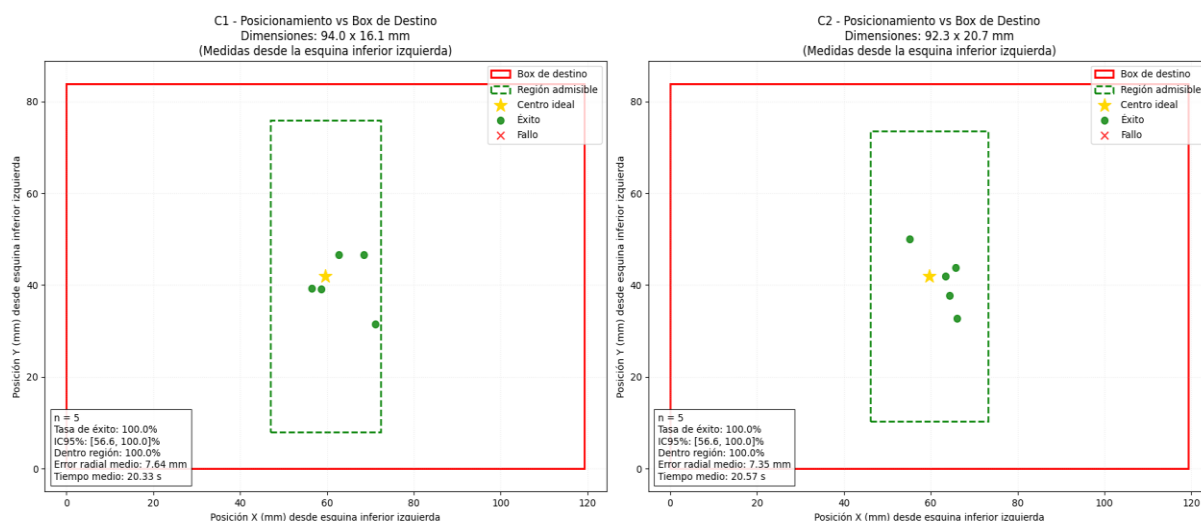


Figura 5. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de *pick-and-place* para las cajas C1 y C2 en la toma de información (n = 5).

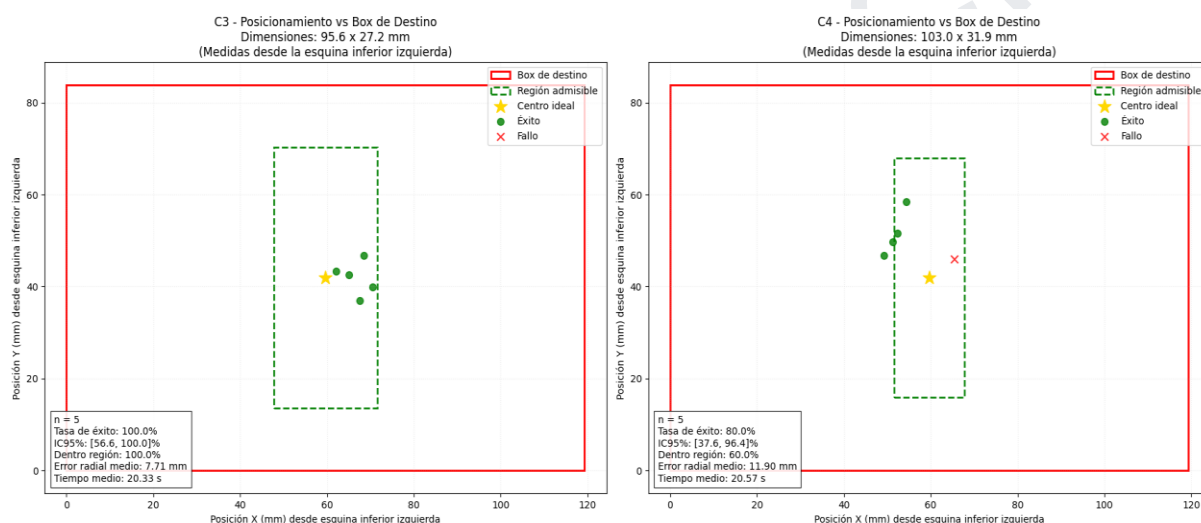


Figura 6. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de *pick-and-place* para las cajas C3 y C4 en la toma de información (n = 5).

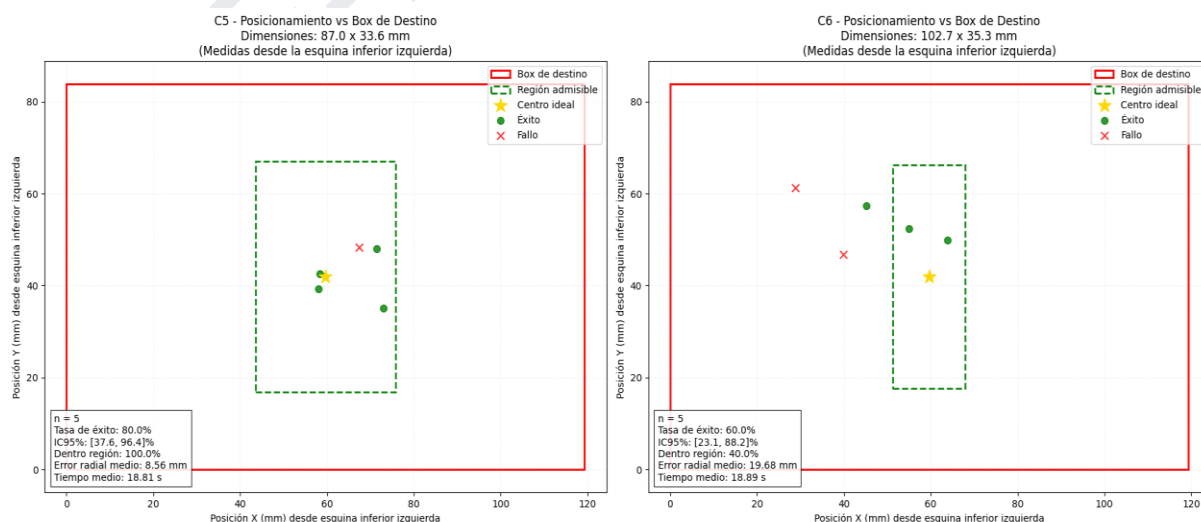


Figura 7. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de *pick-and-place* para las cajas C5 y C6 en la toma de información (n = 5).

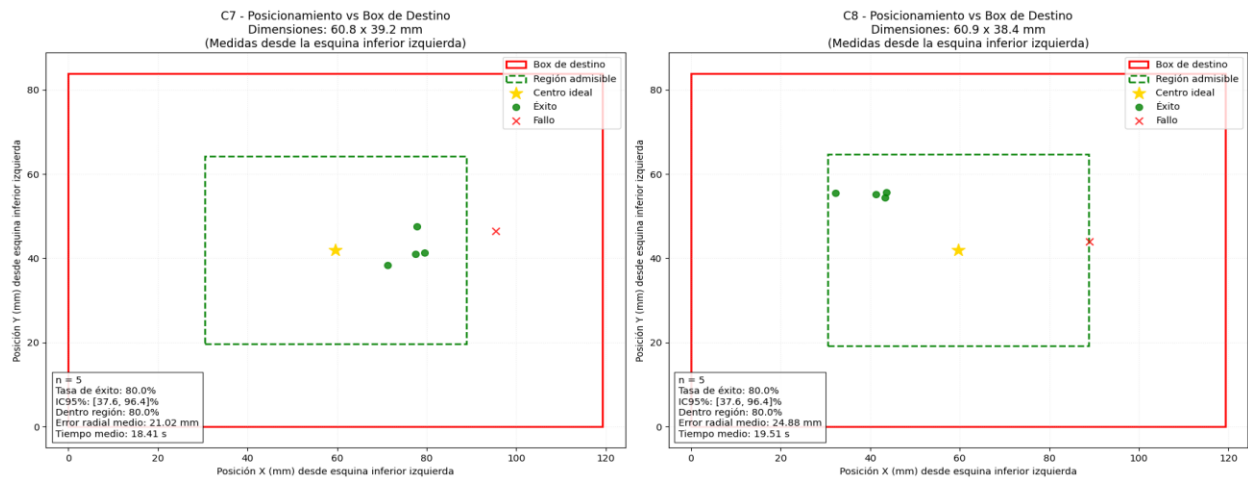


Figura 8. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de *pick-and-place* para las cajas C7 y C8 en la toma de información (n = 5).

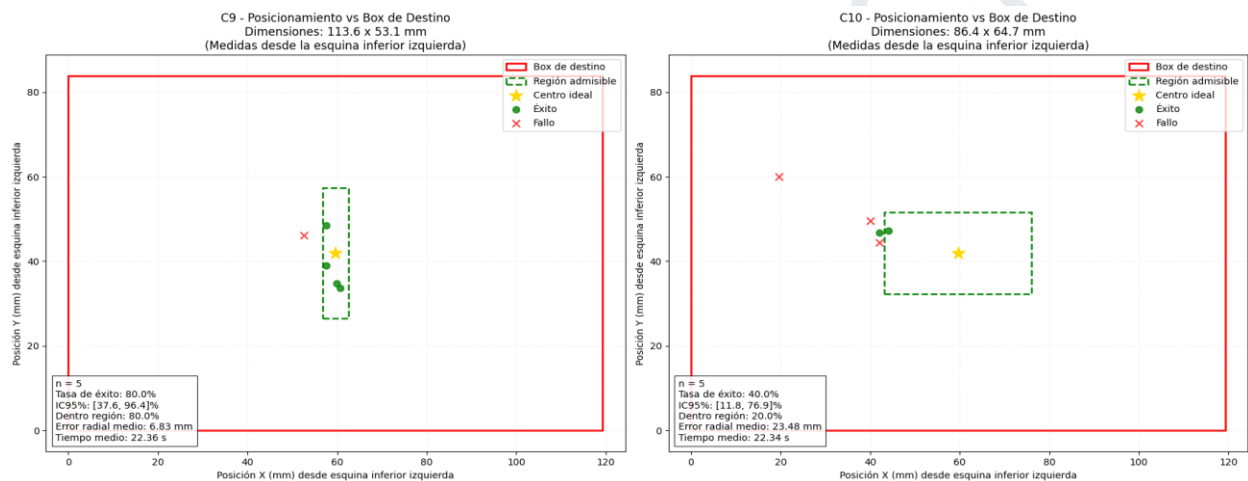


Figura 9. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de *pick-and-place* para las cajas C9 y C10 en la toma de información (n = 5).

Las Figuras del 5 al 9 muestran las posiciones del centro de la caja en el plano, la región admisible es la zona en la que el centro de la caja debería aparecer idealmente. Esta zona se forma del lugar geométrico de las posiciones del centro considerando que la caja cae dentro del recipiente (Box de destino) y alineado a este, por lo cual dibuja un rectángulo.

El centro ideal es el centro del recipiente y los puntos de “éxito” y de “fallo” se determinó mediante verificación visual cuando las cajas entraron dentro del recipiente perfectamente. En algunos casos como se observa en las figuras 4, 5, 6 y 10 los puntos de “éxito” se encuentran fuera de la región admisible o los puntos de “fallo” se encuentran dentro de esta por una corta distancia. Esto ocurre debido a que la caja no cae perfectamente horizontal sino con inclinaciones, saliéndose de la región admisible que considera una posición idealmente horizontal.

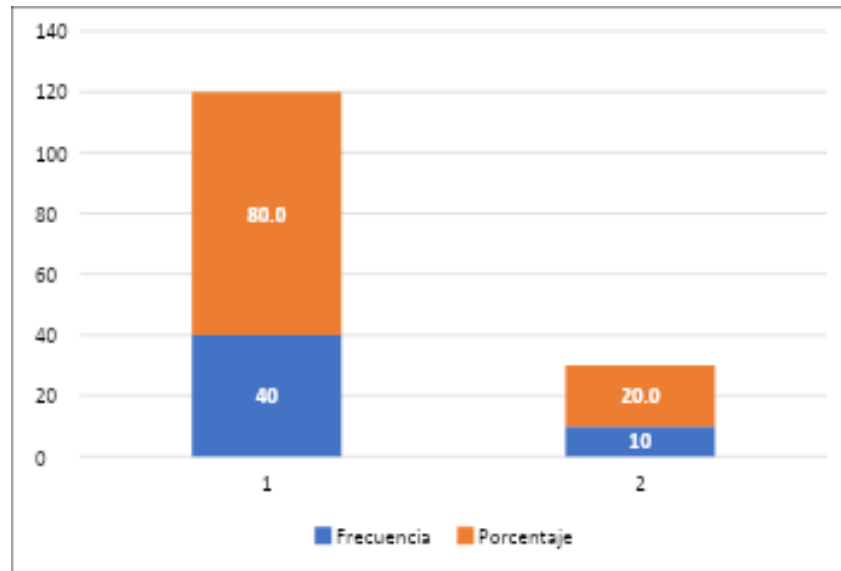


Figura 10. Frecuencia de éxito del desempeño del brazo robótico BISO-ARM100 en tareas de organización.

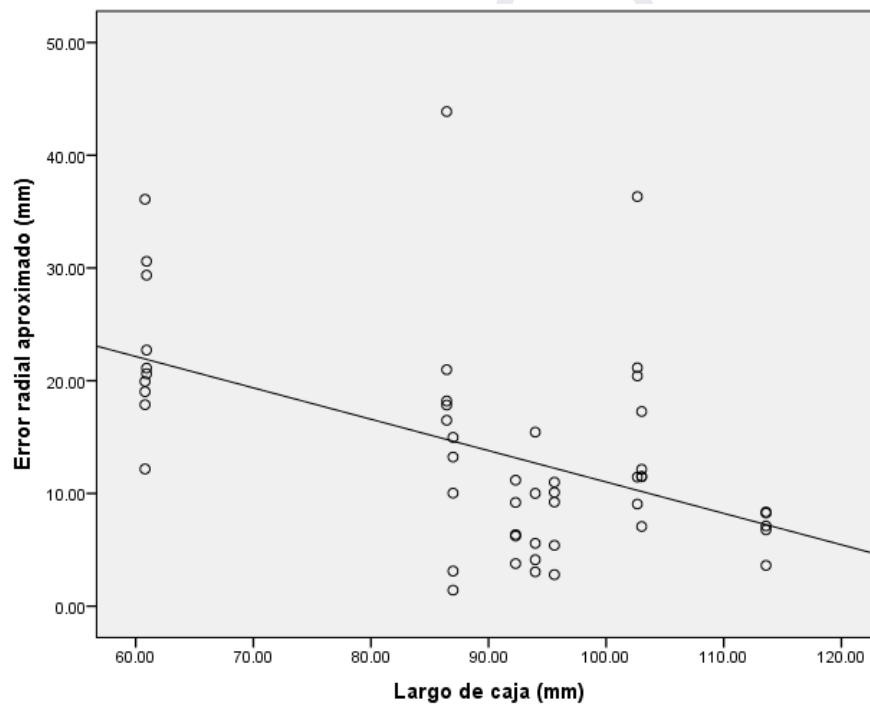


Figura 11. Correlación del largo de la caja versus error radial aproximado.

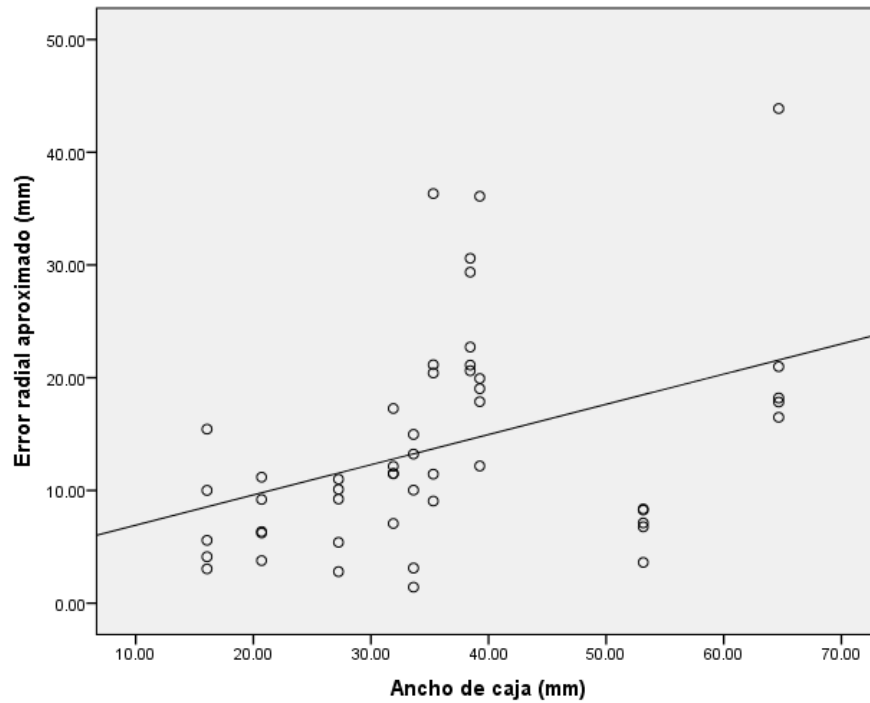


Figura 12. Correlación del ancho de la caja versus error radial aproximado.

Discusión

Los resultados de este estudio piloto muestran que el desempeño del BISO-ARM100 está fuertemente modulado por la geometría de los envases. Con una tasa de éxito global del 80% y un desempeño pleno en cajas estrechas (C1–C3, 100%), el sistema alcanzó una precisión radial típica cercana a 10 mm y tiempos de ciclo en torno a 20 s. En contraste, las cajas más anchas (C6, C10) concentraron la mayor proporción de fallos, mayor error radial y alta dispersión, lo que sugiere que a medida que el ancho se aproxima al límite operativo de la pinza, el margen de tolerancia ante desviaciones laterales disminuye y el aprendizaje se vuelve menos estable. Estas tendencias gráficas respecto al incremento del error radial con el ancho y reducción con longitudes mayores son coherentes con un modelo que generaliza bien dentro del espacio de demostraciones, pero pierde robustez cuando la configuración del objeto se aproxima a los bordes del espacio de trabajo aprendido.

Desde la perspectiva de la seguridad del paciente, la automatización de la organización de medicamentos se alinea con las recomendaciones internacionales para reducir errores asociados al almacenamiento subóptimo y a la baja visibilidad de los productos [10-15]. Mientras que los sistemas comerciales de automatización y dispensación han demostrado reducir omisiones y retrasos en la administración, así como mejorar la eficiencia del flujo de trabajo farmacéutico [16-19]. El BISO-ARM100 representa una alternativa complementaria, ya que representa un módulo de organización de bajo costo, basado en hardware abierto, que puede integrarse a gabinetes automatizados y sistemas de dispensación robotizada en farmacias hospitalarias [16,17,20,23]. En este sentido, aunque el presente estudio no evalúa directamente desenlaces clínicos ni tasas de error de medicación, documenta un nivel de desempeño funcional compatible con la exploración de prototipos en entornos reales, siempre que se cuente con supervisión humana oportuna.

En el marco de la robótica de manipulación guiada por demostraciones, los hallazgos son coherentes con la evidencia reciente que indica que los enfoques basados en aprendizaje por imitación tienden a generalizar de forma limitada cuando se enfrentan a objetos con geometrías o propiedades físicas poco representadas en el conjunto de entrenamiento [21,22,25]. Weinberg *et al.* reportaron que en manipulación *in-hand*, el rendimiento se degrada cuando cambian de forma relevante la forma o la dinámica del objeto [25], lo que guarda paralelo con la caída de desempeño observada en las cajas más anchas y con mayor variabilidad en el error radial. De forma similar, los planificadores basados en aprendizaje para manipulación de objetos desconocidos requieren datos que capturen explícitamente variaciones y fallos para alcanzar políticas robustas [26]. En este estudio, el conjunto de aproximadamente 100 demostraciones se enfocó en un rango acotado de disposiciones, lo que probablemente favoreció el buen desempeño en geometrías “centrales” del espacio y limitó la robustez frente a configuraciones cercanas a los límites físicos de la pinza.

Por otro lado, Barekatin *et al.* proponen una hoja de ruta práctica para integrar *learning from demonstration* en manipuladores industriales, enfatizando la importancia de definir qué demostrar, cómo demostrar y cómo refinar las políticas a partir de los errores [27]. El flujo empleado en el BISO-ARM100, demostraciones teleoperadas siguiendo la canalización de LeRobot, entrenamiento de la política y despliegue autónomo, se alinea con las recomendaciones de Barekatin *et al.* y aprovecha la disponibilidad de brazos abiertos SO-ARM100, datasets públicos y librerías *open source* [8,9,24]. Sin embargo, los resultados sugieren que, para aplicaciones hospitalarias reales, sería necesario incorporar explícitamente en el conjunto de demostraciones episodios que incluyan fallos, correcciones y manipulación de envases cercanos a los límites de la pinza, así como materiales con fricción y masa variable.

Este estudio presenta varias limitaciones, por ejemplo, se trata de un piloto en entorno controlado sin comparación con otras formas de organización (manual y semiautomatizada) ni evaluación de impacto sobre indicadores clínicos o de seguridad. Además, se empleó un número limitado de tipos de cajas (10 geometrías prismáticas), todas dentro del rango máximo de agarre y sin considerar envases irregulares, frágiles o con requerimientos especiales (por ejemplo, refrigeración), por lo que la extrapolación a la totalidad del inventario farmacéutico debe realizarse con cautela. Por último, el estudio se centró en métricas funcionales de corto plazo (tasa de éxito, error de posicionamiento, repetibilidad y tiempo de ciclo), sin evaluar fiabilidad operacional, mantenimiento, tiempos de inactividad ni la ocurrencia de eventos de seguridad, siendo estos indicadores críticos para la adopción de sistemas robotizados en entornos sanitarios según la literatura [16–20,26].

La limitación más significativa demostrada fue el bajo rendimiento del sistema BISO-ARM100 ante variaciones geométricas extremas, especialmente en cajas anchas, lo que se alinea con las limitaciones conocidas de la generalización en el Aprendizaje por Imitación (IL). Para robustecer la política de control, se recomienda ampliar sustancialmente la diversidad del conjunto de demostraciones utilizadas para el entrenamiento, incorporando en donde se puedan incluir explícitamente en el dataset episodios que muestren fallos, correcciones y manipulación de envases cercanos a los límites físicos de la pinza, pues capturar estos errores es crucial para que los modelos de aprendizaje adquieran políticas más estables. Esta ampliación del dataset debe basarse en la experiencia práctica obtenida, enfocándose en las configuraciones que generaron los mayores errores radiales y las tasas de éxito más bajas.

Pese a estas limitaciones expuestas, los hallazgos de este estudio ofrecen una base sólida para el desarrollo futuro. En fases posteriores debería ampliarse la diversidad del conjunto de demostraciones, incorporando envases con geometrías, materiales y posiciones iniciales más heterogéneas. Además, se recomienda integrar censado de fuerza y retroalimentación visual cerrada para ajustar la trayectoria en tiempo real. Asimismo, se sugiere evaluar el sistema en flujos de trabajo reales de farmacia hospitalaria, midiendo desenlaces como tiempo de preparación de pedidos, errores de selección y carga de trabajo del personal [16–20]. La

convergencia entre hardware abierto, librerías de aprendizaje por imitación y, en el futuro, modelos Vision-Language-Action capaces de seguir instrucciones de alto nivel [1–4], abre la posibilidad de evolucionar desde prototipos como el BISO-ARM100 hacia arquitecturas de automatización más flexibles, adaptadas a las restricciones presupuestales y operativas de sistemas de salud como el del Seguro Social Peruano (EsSalud).

En conclusión:

El estudio confirma que el aprendizaje por imitación es una estrategia efectiva para automatizar tareas de organización de medicamentos, permitiendo que el BISO-ARM100 replique demostraciones humanas sin necesidad de programar reglas específicas. La validación experimental destaca la viabilidad del enfoque en entornos controlados y establece una base sólida para futuras aplicaciones en el sector farmacéutico.

El estudio confirma la factibilidad técnica de utilizar un sistema robótico bimanual de bajo costo, entrenado por demostraciones humanas, como apoyo en procesos de clasificación y organización de medicamentos, particularmente en flujos controlados y para presentaciones estrechas de alta rotación.

El tiempo de ciclo se mantuvo entre 16.65 y 27.57 segundos, de acuerdo con los datos de inferencia, con medianas por categoría que oscilaron entre 18.5 s (C5) y 25 s (C9). Esto confirma que el sistema ejecuta la secuencia completa sin interrupciones a pesar de verse afectados por las dimensiones de la caja como en C9 y C10 que tienen el mayor ancho, posiblemente por ajustes posicionales extra durante la apertura del gripper.

Aunque las muestras son dispersas, la tendencia lineal indica que el error aumenta con el ancho de la caja, esto dado que el gripper debe aumentar el ángulo de apertura para estos aumentando la variabilidad del movimiento. En cambio, el largo muestra una relación inversa, lo cual es coherente porque abrir el gripper perpendicular al largo facilita una sujeción más estable.

El mejor desempeño se observó en envases de geometría estrecha, específicamente en C1, C2 y C3, donde el sistema alcanzó 100 % de éxito, mantuvo errores radiales bajos (medianas entre 5.58 y 9.24 mm) y tiempos de ciclo estables (medianas entre 20 y 21 s). Estos resultados indican que la política aprendida generaliza de manera consistente cuando las dimensiones de los objetos facilitan el cierre efectivo de la pinza y minimizan la necesidad de correcciones posturales.

Referencias bibliográficas

1. Zhao TZ, Kumar V, Levine S, Finn C. Learning Fine-Grained Bimanual Manipulation with Low-Cost Hardware (ALOHA). arXiv [preprint]. 2023. arXiv:2304.13705. doi:10.48550/arXiv.2304.13705.
2. Black K, Brown N, Driess D, Esmail A, Equi M, Finn C, et al. π_0 : A Vision-Language-Action Flow Model for General Robot Control. arXiv [preprint]. 2024. arXiv:2410.24164. doi:10.48550/arXiv.2410.24164.
3. Physical Intelligence. π_0 : A Vision-Language-Action Flow Model for General Robot Control [Internet]. 2024 [consultado 2025-08-05]. Disponible en: <https://physicalintelligence.company/blog/pi0>
4. Shukor M, Aubakirova D, Capuano F, Kooijmans P, Palma S, Zouitine A, et al. SmolVLA: A Vision-Language-Action Model for Affordable and Efficient Robotics. arXiv [preprint]. 2025. arXiv:2506.01844. doi:10.48550/arXiv.2506.01844.
5. Kim JW, Zhao TZ, Schmidgall S, Deguet A, Kobilarov M, Finn C, Krieger A. Surgical Robot Transformer (SRT): Imitation Learning for Surgical Tasks. arXiv [preprint]. 2024. arXiv:2407.12998. doi:10.48550/arXiv.2407.12998.
6. Surgical Robot Transformer (SRT) – Project Site [Internet]. 2024–2025 [consultado 2025-08-02]. Disponible en: <https://surgical-rt.github.io/>
7. Aseptic Smart Consortium. The Project [Internet]. 2022–2025 [consultado 2025-08-20]. Disponible en: <https://www.aseptic-smart.eu/portfolio/>
8. TheRobotStudio. SO-ARM100: Standard Open Arm 100 [Internet]. GitHub; 2025 [consultado 2025-03-10]. Disponible en: <https://github.com/TheRobotStudio/SO-ARM100>
9. Hugging Face. LeRobot – Imitation Learning on Real-World Robots [Internet]. 2025 [consultado 2025-04-14]. Disponible en: https://huggingface.co/docs/lerobot/il_robots
10. National Coordinating Council for Medication Error Reporting and Prevention. About medication errors: What is a medication error? [Internet]. c2025 [consultado 2025-09-30]. Disponible en: <https://www.nccmerp.org/about-medication-errors>
11. Hodkinson A, Tyler N, Ashcroft DM, Keers RN, Khan K, Phipps D, et al. Preventable medication harm across health care settings: a systematic review and meta-analysis. BMC Med. 2020;18:313. doi:10.1186/s12916-020-01774-9.
12. World Health Organization. Medication without harm: WHO Global Patient Safety Challenge on Medication Safety. Geneva: WHO; 2017 [consultado 2025-08-12]. Disponible en: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/255263>
13. Um IS, Clough A, Tan ECK. Dispensing error rates in pharmacy: a systematic review and meta-analysis. Res Social Adm Pharm. 2024;20(1):1–9. doi:10.1016/j.sapharm.2023.10.003.
14. Pennsylvania Patient Safety Authority. Safeguarding the Storage of Drug Products. Pa Patient Saf Advis. 2010;7(2):46–51. [consultado 2025-08-11]. Disponible en: https://patientsafety.pa.gov/ADVISORIES/Pages/201006_46.aspx

15. Wheeler C, Blencowe A, Jacklin A, Franklin BD. Combining research and design: A mixed methods approach aimed at understanding and optimising inpatient medication storage systems. *PLoS One*. 2021;16(12):e0260197. doi:10.1371/journal.pone.0260197.
16. Ahtiainen HK, Kallio MM, Airaksinen M, Holmström A-R. Safety, time and cost evaluation of automated and semi-automated drug distribution systems in hospitals: a systematic review. *Eur J Hosp Pharm*. 2020;27(5):253–262. doi:10.1136/ejhpharm-2018-001791.
17. Batson S, Herranz A, Rohrbach N, et al. Automation of in-hospital pharmacy dispensing: a systematic review. *Eur J Hosp Pharm*. 2021;28(2):58–64. doi:10.1136/ejhpharm-2019-002081.
18. Jeffrey E, Dalby M, Walsh Á, Lai K. Automated dispensing cabinets and their impact on the rate of omitted and delayed doses: a systematic review. *Explor Res Clin Soc Pharm*. 2024;14:100451. doi:10.1016/j.rcsop.2024.100451.
19. Cello R, Conley M, Cooley TW, De la Torre C, Dorn M, Ferer DS, et al. ASHP guidelines on the safe use of automated dispensing cabinets. *Am J Health Syst Pharm*. 2022;79(1):e71–e82. doi:10.1093/ajhp/zxab325.
20. Lin AC, Gamble JM, Gabriel MK, Hong T-Y. Evaluating the impact of an automated drug retrieval cabinet and robotic dispensing system in a large hospital central pharmacy. *Am J Health Syst Pharm*. 2025;82(1):32–43. doi:10.1093/ajhp/zxae225.
21. Yang C, Zeng C, Liang P, Li Z, Li R, Su CY. Interface design of a physical human–robot interaction system for human-impedance adaptive skill transfer. *IEEE Trans Autom Sci Eng*. 2018;15(1):329–340. doi:10.1109/TASE.2017.2743000.
22. Zeng C, Yang C, Li Q, Dai S. Research progress on human–robot skill transfer. *Acta Autom Sin*. 2019;45(10):1813–1828. doi:10.16383/J.AAS.C180397.
23. MVTec Software GmbH. Fully automated dispense and labeling system for pharmaceutical products runs with MVTec HALCON [Internet]. Munich: MVTec; 2020 [consultado 2025-09-10]. Disponible en: <https://www.mvtec.com/application-areas/success-stories/fully-automated-dispense-and-labeling-system-for-pharmaceutical-products-runs-with-mvtec-halcon>
24. Bcryan. BISOARM-100_PICK_AND_PLACE_ESSALUD (Conjunto de datos) [Internet]. Hugging Face; 2025 [consultado 2025 10 12]. Disponible en: https://huggingface.co/datasets/Bcryan/BISOARM-100_PICK_AND_PLACE_ESSALUD
25. Weinberg AI, Shirizly A, Azulay O, Sintov A. Survey of learning-based approaches for robotic in-hand manipulation. *Frontiers in Robotics and AI*. 2024;11:1455431. doi:10.3389/frobt.2024.1455431. Disponible en: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frobt.2024.1455431/full>
26. Sheikhsamad M, Suárez R, Rosell J. Learning-Based Planner for Unknown Object Dexterous Manipulation Using ANFIS. *Machines*. 2024;12(6):364. doi:10.3390/machines12060364. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2075-1702/12/6/364>

27. Barekatin A, Habibi H, Voos H. A Practical Roadmap to Learning from Demonstration for Robotic Manipulators in Manufacturing. *Robotics*. 2024;13(7):100. doi:10.3390/robotics13070100. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2218-6581/13/7/100>

PRE-PUBLICACIÓN

Tablas y figuras

Índice de tablas

	Pág.
Tabla 1. Variables de estudio consideradas para la evaluación de desempeño de BISO-ARM100.	10
Tabla 2. Desempeño técnico del brazo robótico BISO-ARM100 en tareas de organización.	12

Índice de figuras

	Pág.
Figura 1. Configuración del entorno experimental con cámaras instaladas en brazos robóticos y vista superior.	7
Figura 2. Configuración espacial de las cajas: a) rangos de orientación y ubicación, b) ejemplos prácticos de posiciones.	8
Figura 3. Flujo de las fases del estudio: teleoperación y ejecución autónoma del sistema.	9
Figura 4. Envases (TC1 a TC10) utilizados en las pruebas de agarre y manipulación.	10
Figura 5. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de pick-and-place para las cajas C1 y C2 en la toma de información (n = 5).	13
Figura 6. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de pick-and-place para las cajas C3 y C4 en la toma de información (n = 5).	13
Figura 7. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de pick-and-place para las cajas C5 y C6 en la toma de información (n = 5).	13
Figura 8. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de pick-and-place para las cajas C7 y C8 en la toma de información (n = 5).	14
Figura 9. Dispersión de los centros de posicionamiento y desempeño en la tarea de pick-and-place para las cajas C9 y C10 en la toma de información (n = 5).	14

Figura 10. Frecuencia de éxito del desempeño del brazo robótico BISO-ARM100 en tareas de organización. 15

Figura 11. Correlación del largo de la caja versus error radial aproximado. 15

Figura 12. Correlación del ancho de la caja versus error radial aproximado. 16

PRE-PUBLICACIÓN

Anexo I

CERTIFICADO DE COMITÉ INSTITUCIONAL DE ÉTICA DEL HOSPITAL NACIONAL EDGARDO REBAGLIATI MARTINS



Firmado digitalmente por
SANCHEZ FELIX Gadwyn FAU
20131257750 hard
Motivo: Soy el autor del documento.
Fecha: 31.07.2025 10:50:21-0500

"Decenio de la Igualdad de oportunidades para mujeres y hombres"
"Año de la recuperación y consolidación de la economía peruana"

NOTA N° 000130-CEI-GHNERM-GRPR-ESSALUD-ESSALUD-2025

Jesús María, 31 de Julio del 2025

Señora

Dra. ROSARIO ELIZABETH GUTIERREZ PANTOJA

JEFE DE OFICINA DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA – GRPR

Presente. –

Asunto: Excepción de revisión ética

Es grato dirigirme a usted para saludarla cordialmente, a fin de comunicarle que el Comité de ética que represento, ha determinado que se exceptúa de revisión el protocolo de investigación, titulado: **"Estudio piloto del desempeño de un brazo robótico con aprendizaje por imitación en la organización automatizada de medicamentos en farmacia hospitalaria"**, presentado por el Bach. Ing. Mec. Mitchell Bikrham Ramos Quispe, como investigador principal, y la Dra. Nancy Francisca Luna García, como coinvestigadora responsable; puesto que dicho estudio no es una investigación en seres humanos.

Sin otro particular, hago propicia la ocasión para expresarle las muestras de mi consideración y estima personal.

Atentamente,

Firmado digitalmente por
GADWYN SANCHEZ FELIX
COMITE DE ETICA EN INVESTIGACION
ESSALUD

GSF/njrv
Exp. 0553220250012564.

Esta es una copia autenticada imprimible de un documento electrónico archivado por ESSALUD, aplicando lo dispuesto por el Art. 25 del D.S. 070-2013-PCM y la Tercera Disposición Complementaria Final del D.S. 026-2016-PCM.

www.gob.pe/essalud | Jr. Domingo Cueto N.° 120
Jesús María
Lima 11 – Perú
Tel.: 265 – 6000 / 265 – 7000



Anexo II

Desarrollo del sistema BISO ARM-100

1. Propósito del anexo

Este anexo describe en un lenguaje accesible la construcción, funcionamiento y principios básicos del sistema robótico BISO ARM-100, empleado en este estudio piloto. El sistema es una adaptación local de los brazos abiertos SO-100/SO-101, desarrollados por *TheRobotStudio* en colaboración con *Hugging Face*, que integran hardware de bajo costo con algoritmos de aprendizaje por imitación (imitation learning, IL) a través de la librería LeRobot [1,2].

2. Arquitectura de hardware

2.1 Estructura y actuadores

El BISO ARM-100 se construyó a partir de un chasis modular impreso en 3D, empleando material PLA de color blanco. Esta elección responde a su disponibilidad, facilidad de fabricación y resistencia suficiente para manipular cajas de medicamentos pequeños.

Cada brazo está compuesto por 6 articulaciones o grados de libertad (GDL), accionados por servomotores Feetech STS3215 (7.4 V). En conjunto, el sistema bimanual BISO ARM-100 cuenta con 12 servomotores, seis por cada brazo. Estos motores proporcionan información en tiempo real sobre posición, voltaje y temperatura, lo que favorece la repetibilidad de los movimientos [3,4].

En la Figura 1 se muestra la vista de un brazo SO-ARM100 individual, tal como se propone en el repositorio oficial [1].

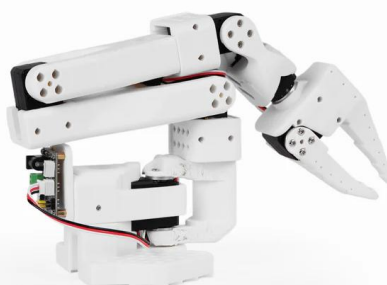


Figura 1: Vista del brazo SO-ARM100/SO-101 (un solo brazo)

Para el presente estudio, se integraron dos brazos en paralelo sobre la misma mesa de pruebas, lo que generó un sistema bimanual con 12 GDL, denominado BISO ARM-100, como se aprecia en la Figura 2.



Figura 2: Vista del sistema BISO ARM-100 (dos brazos coordinados; 12 GDL en total)

2.2 Electrónica y alimentación

Cada brazo se conecta a una placa de control de motores independiente, enlazada a la computadora mediante USB-C. Dado que se utilizaron servomotores de 7.4 V, se emplearon fuentes de 5 V con al menos 5 amperios de capacidad, tal como recomienda la documentación de referencia [1].

2.3 Cámaras

El sistema incluye tres cámaras:

- Una cámara montada en la muñeca de cada brazo (*wrist cameras*).
- Una cámara cenital fija para proporcionar visión de contexto sobre la superficie de trabajo.

Este conjunto visual permitió registrar las demostraciones humanas, controlar la fase de teleoperación y supervisar el desempeño autónomo. Los accesorios de montaje provienen de los diseños abiertos del repositorio original [5,6].

3. Fabricación e integración mecánica

Todas las piezas estructurales fueron impresas en 3D siguiendo parámetros estándar: boquilla de 0.4 mm, altura de capa de 0.2 mm y un relleno del 15 %. Antes del montaje se realizaron pruebas de ajuste con calibres de referencia para garantizar la precisión dimensional.

La versión SO-101, sobre la cual se basa este brazo, incorpora mejoras frente al SO-100, como cableado simplificado y un ensamblaje más directo, lo que facilita su construcción y mantenimiento [2].

4. Comunicación y flujo de operación

Los servomotores se comunican a través de un bus serie, lo que permite controlar múltiples articulaciones desde una misma placa. Cada brazo se conecta a la computadora por USB, que ejecuta los programas de entrenamiento y control.

5. Software y aprendizaje por imitación

5.1 Integración con LeRobot

El sistema se integró con la librería LeRobot, que permite tanto la teleoperación de los brazos como el entrenamiento de políticas de IL. Esta librería fue desarrollada para funcionar nativamente con la familia SO-100/SO-101, lo que facilitó la conexión y el flujo de trabajo [2].

5.2 Flujo de trabajo en el piloto

El proceso experimental se organizó en tres fases principales:

1. Teleoperación: se realizaron aproximadamente 100 demostraciones humanas para capturar trayectorias de manipulación de medicamentos.
2. Entrenamiento: estas trayectorias se emplearon para entrenar un modelo de aprendizaje por imitación, que aprendió a replicar los movimientos observados.
3. Despliegue autónomo: el modelo entrenado se ejecutó en los brazos, que llevaron a cabo la tarea de organización sin intervención humana.

La relación entre componentes físicos y de software se resume en la Figura 3.

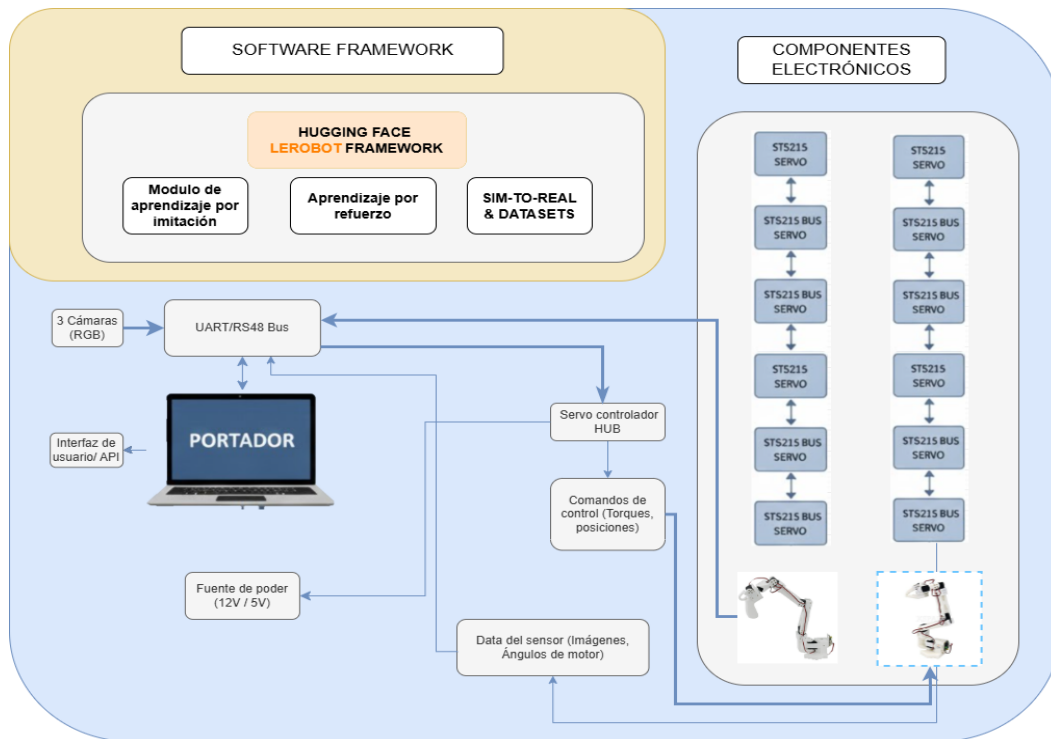


Figura 3: Diagrama de bloques de hardware (servos, controladores, alimentación, cámaras)

El flujo del proceso de entrenamiento y despliegue se ilustra en la Figura 4.

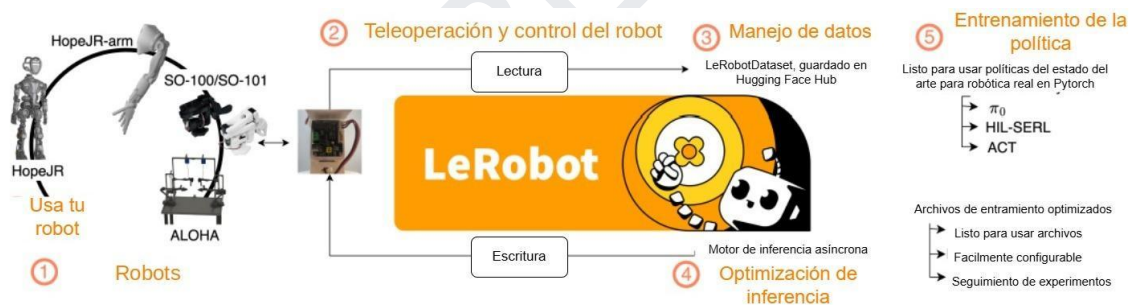


Figura 4: Flujo de software (teleoperación → entrenamiento IL con LeRobot → despliegue → logging). (Adaptada de la referencia 7).

6. Calibración y metrología

La precisión de manipulación se aseguró mediante un proceso de calibración de cámaras (intrínseca y extrínseca) y la llamada calibración mano-ojo, que define la relación espacial entre la cámara y la pinza del brazo.

Previo a cada jornada experimental se verificó:

- La correcta inicialización de los brazos (*homíng*).
- La comunicación con cada servomotor.

- El enfoque y exposición de las cámaras.

Un esquema detallado y la implementación de este procedimiento de calibración (intrínseca/extrínseca y mano-ojo; cámara en muñeca y cámara cenital) se observa con mayor detalle en la documentación de LeRobot [8].

7. Consideraciones finales para profesionales de la salud

El BISO ARM-100 representa un ejemplo de cómo tecnologías abiertas y de bajo costo pueden adaptarse a entornos hospitalarios para explorar la automatización en la organización de medicamentos. Su diseño modular y reproducible permite que otros equipos lo repliquen, y su integración con LeRobot asegura compatibilidad con algoritmos modernos de inteligencia artificial.

Este sistema constituye, por tanto, un primer paso hacia la validación de soluciones robóticas accesibles para mejorar la seguridad y la eficiencia en la farmacia hospitalaria.

Referencias bibliográficas

1. TheRobotStudio. SO-ARM100 – Standard Open Arm 100 [Internet]. GitHub; 2025 [citado 3 sep 2025]. Disponible en: <https://github.com/TheRobotStudio/SO-ARM100>
2. Hugging Face. SO-101 (LeRobot) – Ensamblaje e integración con LeRobot [Internet]. 2025 [citado 3 sep 2025]. Disponible en: <https://huggingface.co/lerobot>
3. Seeed Studio. Feetech STS3215-C001 (7.4 V, 19 kg·cm, 1:345, 12-bit) – Ficha de producto [Internet]. 2025 [citado 3 sep 2025].
4. Feetech. STS3215 Servo – Hoja de datos técnica. Feetech RC Model Co.; 2020.
5. TheRobotStudio. Montura de cámara en muñeca – Archivos STL y guía [Internet]. GitHub; 2025 [citado 3 sep 2025].
6. TheRobotStudio. Cámara cenital (Overhead Camera) – Diseños y guías [Internet]. GitHub; 2025 [citado 3 sep 2025].
7. Capuano F, Pascal C, Zouitine A, Wolf T, Aractingi M. Robot Learning: A Tutorial [Internet]. 2025 Oct 14 [citado 2025 Nov 20]. Disponible en: <https://arxiv.org/abs/2510.12403>.
8. Hugging Face. Documentación LeRobot: so101 [Internet]. [citado 2025 Oct 12]. Disponible en: <https://huggingface.co/docs/lerobot/so101>.

Anexo III

Tabla de la data de inferencia

Dataset recolectado a partir de pruebas de inferencia realizadas con un par de brazos (BISO-ARM100), utilizando el modelo Action Chunking Transformer (ACT) para la tarea de *pick and place* de cajas de medicamentos.

Caja	Posición Real del centro (x, mm)	Posición Real del centro (y, mm)	Posición Real del centro (z, mm)	Guardado Correcto C (Sí/No)	Tiempo de Ciclo (s)
C1	56,54	39,24	16,35	SI	19,31
C2	64,27	37,74	39,53	SI	19,29
C1	62,7	46,6	16,35	SI	19
C2	66,03	32,75	39,53	SI	19
C1	68,54	46,54	16,35	SI	20,53
C2	63,43	41,99	39,53	SI	20,63
C1	71,1	31,56	16,35	SI	21,8
C2	55,21	49,99	39,53	SI	22,27
C1	58,6	39,07	16,35	SI	21
C2	65,74	43,76	39,53	SI	21,65
C3	68,52	46,76	33,035	SI	19,13
C4	52,3	51,59	33,755	SI	19,82
C3	70,45	39,84	33,035	SI	18,17
C4	65,4	46,05	37,575	NO	18,2
C3	62,09	43,31	33,035	SI	21
C4	51,24	49,79	33,755	SI	21,1
C3	65,02	42,54	33,035	SI	22
C4	49,26	46,81	39,92	SI	22,36
C3	67,46	36,99	33,035	SI	21,35
C4	54,44	58,39	33,755	SI	21,35
C5	67,42	48,28	19,95	NO	17,51
C6	45,1	57,28	21,545	SI	17,51
C5	71,43	47,96	19,95	SI	18,5
C6	39,83	46,82	19,98	NO	18,63
C5	58,39	42,58	19,95	SI	17,7
C6	28,85	61,19	22,96	NO	19,7
C5	58,02	39,27	19,95	SI	19,96
C6	63,91	49,93	16,625	SI	20,1
C5	72,95	35,04	19,95	SI	20,36
C6	54,92	52,36	16,625	SI	18,51
C7	77,51	41,04	20,31	SI	18,01
C8	43,25	54,42	30,52	SI	17,98

C7	77,83	47,56	20,31	SI	16,65
C8	32,21	55,43	30,52	SI	17,65
C7	95,45	46,51	20,31	NO	18,35
C8	88,95	43,89	17,42	NO	23,74
C7	79,58	41,3	20,31	SI	17,98
C8	41,24	55,23	30,52	SI	20
C7	71,28	38,33	20,31	SI	21,07
C8	43,56	55,61	30,52	SI	18,2
C9	57,59	48,39	33,02	SI	17,53
C10	40,11	49,56	37,825	NO	17,46
C9	52,51	46,08	33,02	NO	17,3
C10	42,1	46,75	37,825	SI	17,33
C9	60,67	33,63	33,02	SI	26,5
C10	19,68	60,01	46,18	NO	27,57
C9	59,9	34,81	33,02	SI	25,45
C10	44,02	47,17	38,91	SI	25,45
C9	57,55	38,99	33,02	SI	25
C10	42	44,47	39,395	NO	23,89

Declaración de autorías

Mitshell Birkham Ramos Quispe: Conceptualización, Curación de datos, Metodología, Investigación, Análisis formal, Administración del proyecto, Recursos, Software, Redacción – Borrador original, Redacción – Revisión y edición.

Brik Henry Meza Pinedo: Conceptualización, Curación de datos, Investigación, Análisis formal, Software, Redacción – Borrador original, Redacción – Revisión y edición.

Bryan Christopher Bastidas Reyes: Conceptualización, Curación de datos, Investigación, Análisis formal, Administración del proyecto, Software, Redacción – Borrador original, Redacción – Revisión y edición.

Luis Randy Loayza Arroyo: Conceptualización, Investigación, Recursos, Redacción – Borrador original, Redacción – Revisión y edición.

Claudia Aracelli Sedano Porras: Conceptualización, Metodología, Redacción – Borrador original.