



# Jornadas de Robótica y Bioingeniería

Sesion: Robótica

## Ensamblaje automático de juguetes de plástico mediante un robot colaborativo

Sanchez, D.<sup>a,\*</sup>, Jara, C. A.<sup>b</sup>, Gomez, F.<sup>c</sup>

<sup>a</sup>AIJU Instituto Tecnológico, Av. de la Industria, 23, 03440 Ibi, España.

<sup>b</sup>Human Robotics, Universidad de Alicante, 03690 San Vicente del Raspeig, España.

<sup>c</sup>Instituto de Investigación Informática, Universidad de Alicante, PO-BOX 99, Alicante, España.

**Citar artículo:** Sanchez, D., Jara, C. A., Gomez, F. 2023. **Automatic assembling of plastic toys with a collaborative robot.**

Jornadas Nacionales de Robótica y Bioingeniería 2023, 1-6. <https://doi.org/10.20868/UPM.book.74896>

### Resumen

Hoy en día, existen muchas tareas repetitivas y tediosas llevadas a cabo por personas que pueden ser reemplazadas por sistemas inteligentes robóticos, permitiendo a esos operarios realizar otro tipo de trabajos que requieran más destreza. La tarea abordada es el ensamblaje automático de muñecos de juguete en el entorno industrial. El reto principal es el material deformable del cual están hechos los muñecos, cuyo comportamiento físico es dinámico, ya que sus características cambian dependiendo de la fuerza aplicada y la temperatura a la que está sometido. Nuestra propuesta es una comparación de diferentes métodos para realizar la tarea, centrándonos en la manipulación de objetos deformables. Por un lado, el método propuesto capta la información del proceso realizado previamente por un operario experto, permitiendo grabar los datos necesarios (movimientos, velocidades, posiciones, etc). Por otro lado, un módulo de percepción se ha llevado a cabo utilizando algoritmos basados en visión para detectar las piezas y realizar el ensamblaje mediante un robot manipulador.

*Palabras clave:* Robótica, Industria, Visión artificial, Manipulación inteligente, Fabricación de juguetes

### Automatic assembling of plastic toys with a collaborative robot.

#### Abstract

Nowadays, there are a lot of repetitive and tedious tasks carried out by people who can be replaced by an intelligent robotic system, allowing the operators to perform other kind of dexterous works. The tackled task is the automatic assembling of a toy doll in a real environment. The main challenge is the soft material the dolls are made of, whose physical behaviour dynamic, as their features change depending of the applied force and temperature. Our proposal is a comparison of different approaches to perform the task, focusing on the handling of such flexible materials. On the one hand, the proposed method acquires the information of the process by the previous demonstration of an expert operator, allowing to record all necessary data (movements, positions, velocities, etc). On the other hand, a perception module is developed employing vision-based algorithms to detect the pieces and to perform the assembly using a robot manipulator.

*Keywords:* Robotics, Industry, Artificial vision, Intelligent manipulation, Toy manufacturing

### 1. Introducción

En un entorno industrial, es muy común encontrar tareas repetitivas realizadas por operarios en las que el riesgo aumenta durante los largos periodos de tiempo que se realizan. Esta gran cantidad de veces que los trabajadores llevan a cabo estas tareas, se ven expuestos a productos peligrosos o a realizar

grandes esfuerzos físicos, dando lugar a lesiones.

Hoy en día, hay muchos procesos industriales que requieren destreza, como por ejemplo los procesos de la industria juguetera. La fabricación de una muñeca de juguete es un proceso definido que sigue siempre los mismos pasos. Uno de estos pasos es el montaje de la muñeca (insertar brazos, piernas y la cabe-

\*Autor para correspondencia: [danielsanchez@aiju.es](mailto:danielsanchez@aiju.es)

za en el cuerpo). La principal dificultad es la manipulación de estos objetos flexibles y deformables. Este trabajo incluye una comparación entre diferentes métodos de soluciones automáticas para esta tarea mediante el uso de un robot colaborativo. Un método consiste en copiar los movimientos de un operador experto durante la realización de la tarea. El otro es un algoritmo basado en la visión que es capaz de detectar las piezas, agarrarlas por el robot y ensamblarlas.

El objetivo principal de este estudio es reducir el esfuerzo de los operadores expertos eliminando la parte de la tarea en la que necesitan aplicar fuerza manual. El hecho de poder replicar movimientos complejos hace que este desarrollo sea realmente escalable y fácil de trasladar a otro tipo de tareas.

El resto del documento se estructura de la siguiente forma. En primer lugar, en la Sección 2 se explican otro tipo de contribuciones relacionadas con el tema a tratar. En la Sección 3, se explican los principales desarrollos diferenciando los dos métodos mencionados anteriormente. A continuación, en la Sección 4, se muestran los resultados de la comparación entre ambos métodos. Finalmente, en la Sección 5 se describen algunas conclusiones.

## 2. Estado del Arte

La manipulación robótica de materiales blandos es un campo de investigación en auge. Por ejemplo, en (Sanchez et al., 2018), los autores presentan un estudio sobre la manipulación robótica y la detección de objetos deformables en diversas industrias (manipulación de alimentos, medicina, etc ...). Otro trabajo similar se puede ver en (Arriola-Rios et al., 2020), donde los autores proporcionan un tutorial sobre aspectos fundacionales sobre dinámica y modelos de forma, donde el objetivo es alcanzar una deformación deseada con esta información. En (Zhu et al., 2020), se presenta un framework donde el robot utiliza puntos de contacto del entorno para alcanzar el conformado de cables en diferentes configuraciones. Esta investigación está relacionada con la tarea de montaje de los muñecos, ya que el objeto manipulado tiene que entrar en contacto con otros. Un enfoque similar se explica en (Luo et al., 2018), donde los autores presentan el ensamblaje de un objeto rígido en un hueco deformable. En este caso, han desarrollado un algoritmo de Aprendizaje Profundo por Refuerzo donde el robot aprende a realizar la tarea a partir de acciones y observaciones pasadas. En (Hayami et al., 2019), se explica un punto realmente crítico, la identificación de errores durante el ensamblaje. Son capaces de clasificar patrones de éxito o fracaso y predecir resultados futuros.

Como se ha explicado, el objeto a manipular en la tarea es deformable, por lo que hay que tener en cuenta su dureza. En (Yuan et al., 2016), se explica cómo estimar la dureza con un sensor GelSight Tuch. En (Tanaka et al., 2018), presentan un método de planificación de movimiento para manipular ropa y llegar a una forma objetivo a partir de una inicial. Exponen que a veces no es posible alcanzar el objetivo mediante una simple operación, probablemente sean necesarias múltiples operaciones. En (Yang et al., 2017), los autores presentan un método intuitivo de recogida de datos basado en una interfaz en tiempo real utilizando monitores y una pantalla montada en la cabeza para teleoperar el robot para realizar una tarea de plegado.

Uno de los puntos a desarrollar en este enfoque es el aprendizaje basado en la demostración de la compleja tarea. Como trabajo relacionado, se puede citar (Lee et al., 2015), donde se presenta un método para el aprendizaje de habilidades de manipulación basadas en fuerza a partir de la demostración. Finalmente, en (Li et al., 2018), se describe un sistema de manipulación basado en visión para realizar una tarea de fabricación como es la soldadura de PCBs flexibles. Este trabajo está relacionado con el otro punto principal de nuestra propuesta, un sistema basado en visión para realizar la tarea de ensamblaje.

## 3. Fases y métodos del ensamblaje automático

En esta sección se explicarán los dos métodos, mencionados anteriormente, definidos para realizar la tarea del ensamblaje automático. Para ello, junto a un robot UR10e, se diseñó y desarrolló una célula robótica (Figura 1) acorde a las necesidades de la tarea, en la cual, se diferencian las zonas del agarre de piezas y del ensamblaje de las mismas. En la zona de agarre se han situado soportes para las piezas sobre los que irán colocadas para que el robot las agarre; mientras que en la parte de ensamblaje se dispone de una pinza que agarrará y fijará el cuerpo durante el ensamblaje del resto de piezas.

El proceso es el siguiente: el operario coloca las piezas de la muñeca sobre los soportes, después, el robot realiza la detección de todas ellas y procede a agarrarlas. En primer lugar se ha de colocar la pieza del cuerpo en la pinza de sujeción, acto seguido, el robot agarrará el reso de extremidades y las ensamblará de una en una. Finalmente, colocará la cabeza para terminar el producto y el operario la retira de la mesa de trabajo.

### 3.1. Captura del movimiento del proceso manual

Como se ha mencionado anteriormente, el primer método propuesto se basa en la adquisición de los datos que nos proporciona un operario realizando la tarea, como bien pueden ser movimientos, velocidades, aceleraciones, etc.

Para recolectar la información del operario durante la realización de la tarea, se utilizaron unos alicates (similares a la que ellos usan diariamente) a los cuales se les integró un sensor IMU para obtener la orientación de esta. Además, se instaló una cámara Real Sense d435i para poder detectar la posición de la herramienta y obtener así la trayectoria final, como se puede observar en la Figura 2.

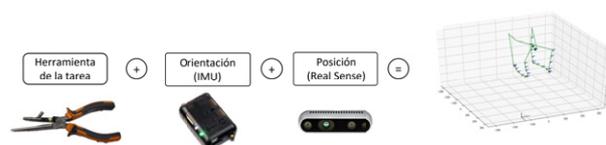


Figura 2: Sistema de adquisición de datos.

De esta forma es posible conocer la posición y orientación de la herramienta que el operario usa durante el desempeño de la tarea y el robot puede replicar esas posiciones y llevar a cabo la misma tarea.

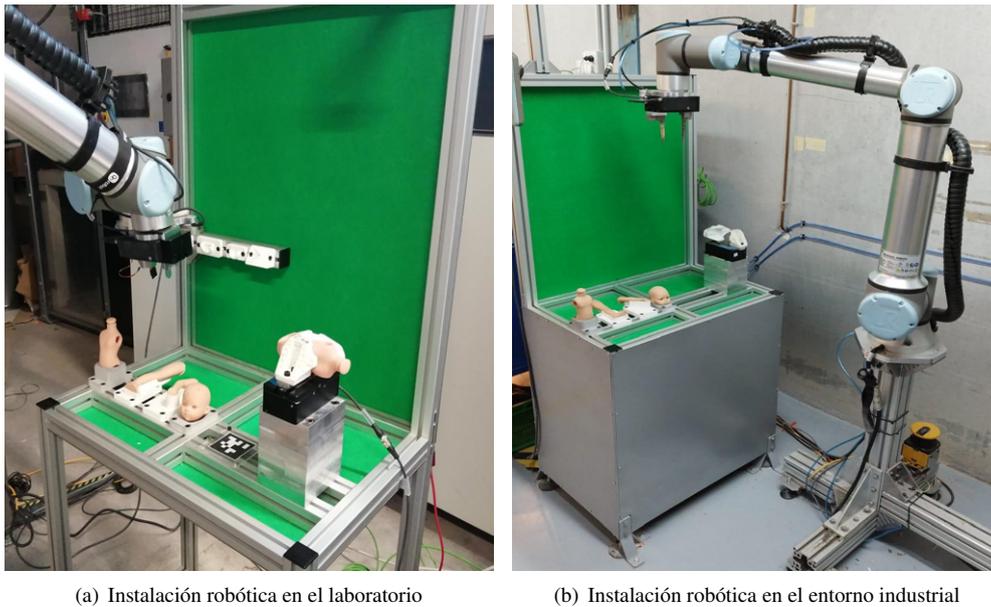


Figura 1: Célula robótica desarrollada para el ensamblaje.

### 3.2. Ensamblaje automático mediante copia del proceso manual

La tarea de ensamblaje requiere de fuerza para insertar en el cuerpo el resto de piezas, por lo que, únicamente con posiciones y rotaciones, el robot no es capaz de realizar la tarea. Es por eso que las fuerzas y los pares se estiman mediante la diferencia de posiciones entre las poses que ha de seguir el robot. Esto sirve como primer paso para lograr un objetivo más lejano como lo es la implementación de un sistema de aprendizaje por demostración.

### 3.3. Ensamblaje automático por percepción

En este segundo método implementado se ha utilizado una Real Sense d435i, que nos proporciona información RGB-D, para obtener información tanto 3D como 2D del entorno. La primera parte del algoritmo (Figura 3) se basa en captar la información 3D en forma de nubes de puntos, después se segmenta para eliminar el fondo que no es de interés. Para estimar la posición de las piezas que están sobre la mesa de trabajo, se utiliza RANSAC, que nos permite obtener modelo estimado, que en este caso, es un plano y equivale a la parte superior de la mesa.

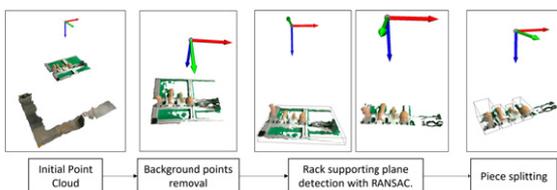


Figura 3: Procedimiento 3D del algoritmo de visión.

La segunda parte del algoritmo (Figura 4) se basa en el tratamiento de los datos en 2D. Como las piezas están en posiciones fijas, podemos dividir la nube de puntos acorde a cada una de ellas. Una vez tenemos la nube de puntos específica de cada pieza, segmentamos de la imagen RGB inicial en base a lo que

se encuentra dentro de la nube de puntos de las piezas. De esta manera obtenemos una imagen en la cual solo se encuentran las piezas de interés. Finalmente, sobre esa imagen 2D, se detecta el centro de las piezas para que el robot pueda agarrarlas.

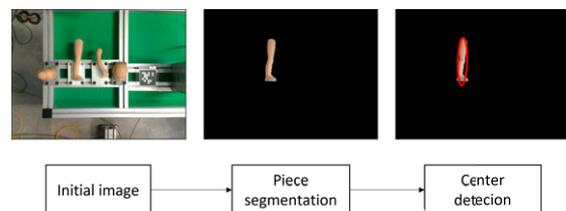


Figura 4: Procedimiento 2D del algoritmo de visión.

### 3.4. Métodos de visión artificial empleados

La última etapa del algoritmo de visión, explicado anteriormente, calcula el centro de la pieza para que el robot pueda manipularla. Para calcularlo se tienen en cuenta dos métodos distintos:

- Detección del centro de masas de la pieza: El área de las piezas actúan como objetos rígidos de densidad uniforme, por lo que el centro de la pieza se sitúa en el centroide.
- Detección del centro del elipse que mejor encuadra la pieza: Éste método utiliza el algoritmo LIN. Es un método más complejo, pero proporciona más información (elipse, dirección, ejes, etc.)

A continuación (Figura 5) se muestra el proceso del agarre de las piezas tras emplear el módulo de visión:

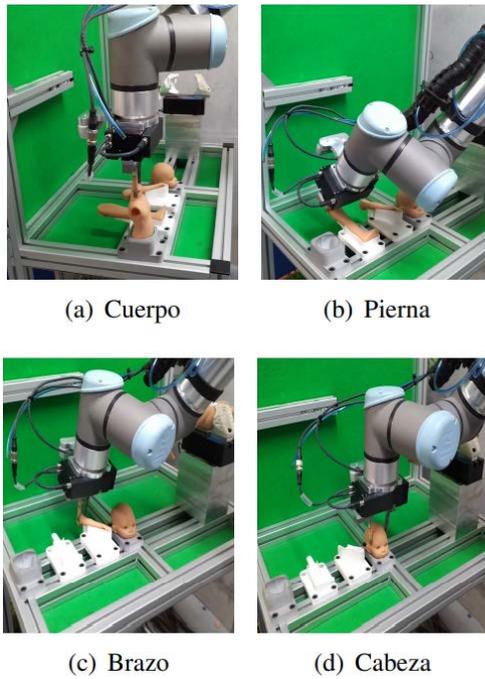


Figura 5: Agarres de las distintas piezas en producción industrial.

Finalmente, se obtiene el ensamblaje completo de la muñeca (Figura 6):



Figura 6: Ensamblaje del muñeco de plástico.

Como se ha podido observar en las imágenes anteriores (Figura 5 y Figura 6), se ha desarrollado un sistema capaz de realizar el ensamblaje de muñecas de plástico en el entorno industrial.

#### 4. Experimentos y resultados

En esta sección se comparan los distintos métodos propuestos y algoritmos desarrollados para extraer resultados relevantes.

##### 4.1. Comparación entre la trayectoria grabada y la replicada por el robot

Este experimento se centra en la comparación de la trayectoria grabada del operario realizando la tarea y la trayectoria que realiza el robot. En la Figura 7 se muestra la gráfica con la trayectoria del operario y la del robot.

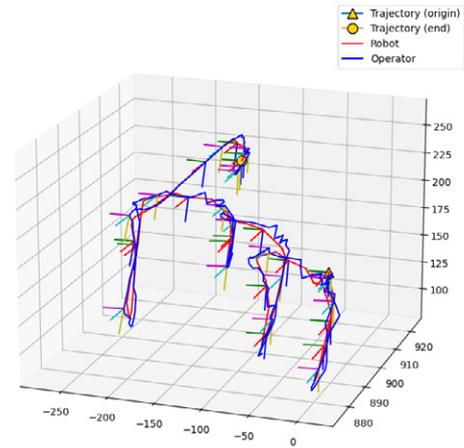
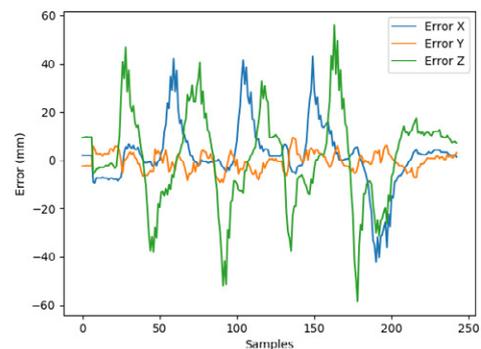
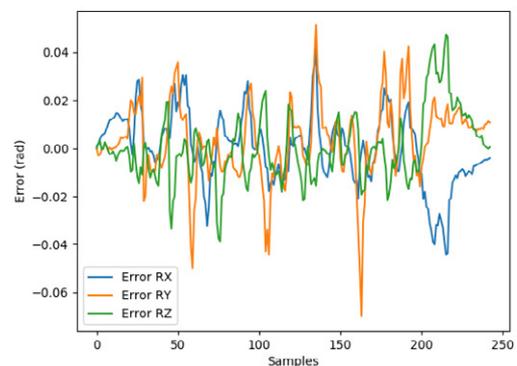


Figura 7: Trayectoria de la tarea realizada por operario y robot.

La trayectoria azul es la que realiza el operario y los sistemas de referencia cian, magenta y amarillo son su orientación. Por otro lado, la trayectoria roja junto a los sistemas de referencia rojo, verde y azul son las réplicas del robot. Por lo que a continuación, se muestra la comparación del error entre las dos trayectorias (Figura 8).



(a) Error en posición (milímetros)



(b) Error en rotación (radianes)

Figura 8: Errores en la trayectoria de la tarea.

De las gráficas anteriores se puede observar que el error de rotación es muy reducido, sin embargo el de posición es elevado en las zonas en las que el robot hace cambios de dirección

bruscos. Este hecho se debe a la inercia y las aceleraciones del robot debido a sus propios movimientos.

4.2. Comparación de la detección del punto de agarre entre el estado de movimiento y estático

Este experimento pretende demostrar la precisión y repetitividad. Para ello, se plantea la primera situación en la que el robot permanece estático y realiza 150 detecciones sobre las piezas, de esta forma comprobamos si el método nos devuelve siempre el mismo punto de agarre. Sin embargo, esta situación no corresponde 100 % al entorno real, ya que el robot se moverá entre detección y detección. Por lo que también se realizará dicha prueba con el robot realizando movimientos intermedios entre cada detección.

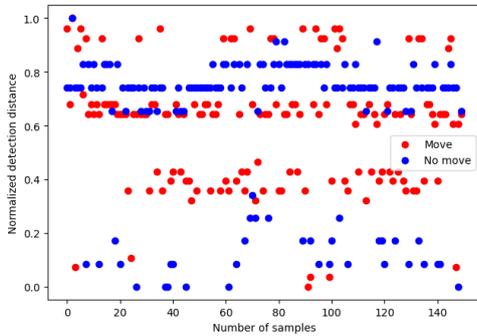


Figura 9: Comparación de detecciones con el robot estático y en movimiento.

En la Figura 9 se pueden observar las medidas normalizadas que se han obtenido tras 150 iteraciones. Cada detección proporciona una coordenada en el eje X y otra en el eje Y en milímetros. Se muestran las detecciones para la pieza de la pierna en la coordenada Y, en azul las estáticas y en rojo aquellas en las que el robot ha realizado movimientos entre cada iteración. Se puede concluir que las detecciones en estático son más estables, aunque tiene varios picos de mayor diferencia que en movimiento. Sin embargo, las detecciones en movimiento también se agrupan con gran repetitividad. En conclusión, las medidas estáticas tienen mayor repetitividad, sin embargo, al no corresponder con la situación real, debemos tratar con la repetitividad de las medidas en rojo.

4.3. Comparación de la detección del punto de agarre entre el método de centro de masas y la elipse

En este experimento ya se ha descartado la situación del robot en estático, por lo que la comparación entre los dos métodos de visión para la detección del centro se llevará a cabo con el robot realizando movimientos entre cada detección.

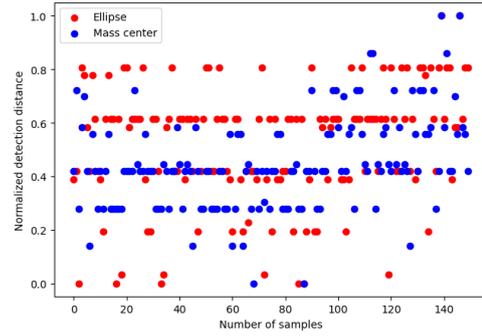
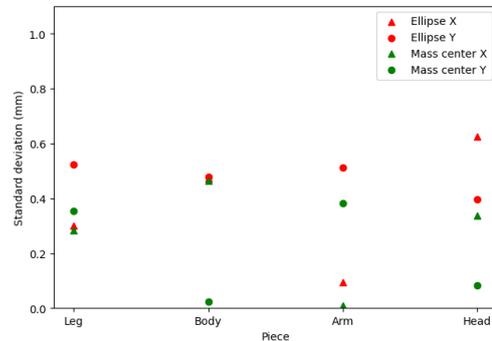


Figura 10: Comparación de métodos de detección. Centro de masas y elipse.

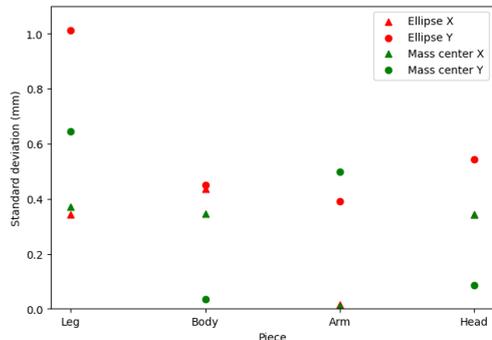
Como se puede apreciar en la gráfica anterior (Figura 10), ambos métodos proporcionan una repetitividad similar, sin embargo, las medidas proporcionadas por el método del centro de masas (puntos azules), están más agrupados que las medidas del método del elipse.

4.4. Comparación del error de los métodos de visión en la detección del punto de agarre

Finalmente, en este experimento se mostrará la comparativa de los errores de los dos métodos de detección. Para ello se calculará la desviación estándar de todas las medidas obtenidas, X e Y, de cada una de las piezas, en las dos situaciones definidas anteriormente.



(a) Desviación estándar estática



(b) Desviación estándar en movimiento

Figura 11: Desviaciones estándar en las detecciones de los métodos de visión en estático y movimiento.

En la Figura 11(a) se muestran las desviaciones estándar de las medidas de las coordenadas X e Y proporcionadas por los dos métodos de visión, con el robot estático. Los resultados muestran que el método del centro de masas es más preciso y estable. En la Figura 11(b) se repite el experimento pero con el robot realizando movimientos entre iteraciones. Esta gráfica nos confirma que el método del centro de masas nos proporciona medidas más fiables en cuanto a precisión y repetitividad.

## 5. Conclusión y trabajos futuros

En este trabajo se han propuesto dos soluciones automáticas y robóticas al proceso manual del ensamblaje de las muñecas de plástico. Por un lado, el sistema de réplica del robot a los movimientos del operario, el cual posee una baja precisión debido a las inercias y aceleraciones e impide replicar la tarea completamente, aunque se tomará de partida para investigar métodos de aprendizaje por demostración. Por otro lado, se ha desarrollado un sistema de visión que permite detectar las piezas y proceder a ensamblarlas que tiene una gran precisión y es posible realizar la tarea.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido apoyado con la beca con referencia UAIND21-06B. Además, se ha realizado en el contexto del proyecto SOFTMANBOT, el cual recibe financiación del programa de investigación e innovación Horizon 2020 de la Unión Europea en virtud del acuerdo de subvención número 869855.

## Referencias

- Arriola-Rios, V. E., Guler, P., Ficuciello, F., Kragic, D., Siciliano, B., , Wyatt, J. L., 2020. Modeling of deformable objects for robotic manipulation: A tutorial and review. In: *Front Robot*.
- Hayami, Y., Shi, P., Wan, W., Ramirez-Alpizar, I. G., Harada, K., 2019. Multi-dimensional error identification during robotic snap assembly. In: Uhl, T. (Ed.), *Advances in Mechanism and Machine Science*. Springer International Publishing, Cham, pp. 2189–2198.
- Lee, A. X., Lu, H., Gupta, A., Levine, S., Abbeel, P., 2015. Learning force-based manipulation of deformable objects from multiple demonstrations. In: 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 177–184.
- Li, X., Su, X., Liu, Y.-H., 2018. Vision-based robotic manipulation of flexible pcbs. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 23 (6), 2739–2749.
- Luo, J., Solowjow, E., Wen, C., Ojea, J. A., Agogino, A. M., 2018. Deep reinforcement learning for robotic assembly of mixed deformable and rigid objects. In: 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). pp. 2062–2069.
- Sanchez, J., Corrales, J.-A., Bouzgarrou, B.-C., Mezouar, Y., 2018. Robotic manipulation and sensing of deformable objects in domestic and industrial applications: a survey. *The International Journal of Robotics Research* 37 (7), 688–716.
- Tanaka, D., Arnold, S., Yamazaki, K., 2018. Emd net: An encode–manipulate–decode network for cloth manipulation. *IEEE Robotics and Automation Letters* 3 (3), 1771–1778.
- Yang, P.-C., Sasaki, K., Suzuki, K., Kase, K., Sugano, S., Ogata, T., 2017. Repeatable folding task by humanoid robot worker using deep learning. *IEEE Robotics and Automation Letters* 2 (2), 397–403.
- Yuan, W., Srinivasan, M. A., Adelson, E. H., 2016. Estimating object hardness with a gelsight touch sensor. In: 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). pp. 208–215.
- Zhu, J., Navarro, B., Passama, R., Fraisse, P., Crosnier, A., Cherubini, A., 2020. Robotic manipulation planning for shaping deformable linear objects with environmental contacts. *IEEE Robotics and Automation Letters* 5 (1), 16–23.