



INESCOP

CENTRO TECNOLÓGICO DEL CALZADO

EXPEDIENTE	IMDEEA/2023/78
ACRÓNIMO	HANDYBOT II
PROGRAMA	Proyectos de I+D en colaboración con empresas 2023
TÍTULO DEL PROYECTO	Asistente robótico versátil con alta capacidad manipulativa para la cadena de producción de componentes de calzado

Entregable E.1.1

INFORME DE ESTADO DEL ARTE

ÍNDICE

1. Introducción	3
2. Estado del Arte	3
2.1 Manos robóticas	4
2.2 Sistemas de visión artificial	5
2.3 Tele-operación basada en realidad virtual	7
2.4 Inteligencia artificial (IA)	8
2.4.1 Estrategias de agarre	9
2.4.2 Estrategias de posicionamiento de objetos	14
3. Conclusiones.....	15

1. Introducción

El proyecto HANDYBOT II pretende ir un paso más allá que su predecesor en cuanto al aprovechamiento del potencial que aportan las manos robóticas para obtener sistemas automatizados con una destreza y versatilidad superior a la habitual. El objetivo es ofrecer a la industria del calzado un asistente robótico multifuncional, capaz de llevar a cabo y colaborar en tareas que requieran de ciertas habilidades para manipular elementos muy dispares sin necesidad de realizar un cambio de manipulador.

Para empezar, es esencial adquirir un entendimiento detallado del estado actual de la tecnología en el ámbito de nuestro proyecto, así como establecer el punto de partida para esta segunda fase del proyecto con relación al estado final del año anterior. Con el fin de llevar a cabo una revisión exhaustiva y comenzar esta segunda fase de manera óptima y eficiente, resulta fundamental realizar dos acciones principales.

En primer lugar, es necesario llevar a cabo una evaluación exhaustiva de los resultados obtenidos en el proyecto HANDYBOT I, en relación con los agarres de diferentes objetos y la tele-operación mediante realidad virtual. Esta revisión permitirá obtener una visión clara de los logros alcanzados hasta el momento y nos ayudará a identificar posibles áreas de mejora y oportunidades de desarrollo.

En segundo lugar, es crucial profundizar nuestro conocimiento en diversas tecnologías relacionadas con la temática del proyecto. Estas tecnologías incluyen los agarres y posicionamientos de objetos con manos robóticas, algoritmos de identificación y evaluación de objetos, así como los cálculos de las estrategias necesarias para llevar a cabo estas tareas de manera efectiva. Mediante una investigación exhaustiva, ampliaremos nuestro entendimiento de estas tecnologías y nos aseguraremos de estar al tanto de los avances más recientes en el campo.

Una vez completada esta revisión y expansión de conocimientos, estaremos en una posición sólida para iniciar esta segunda fase del proyecto, aprovechando al máximo los aprendizajes previos y persiguiendo nuestros objetivos con mayor precisión y eficacia.

2. Estado del Arte

HANDYBOT II se beneficia de todo el conocimiento adquirido durante la ejecución de su predecesor, especialmente en lo que respecta a las manos robóticas y al agarre de objetos. La información previa recopilada sirve como base para orientar la continuación del proyecto hacia la automatización de procesos más específicos, entre los que se encuentran el empaquetado de bloques de topes y contrafuertes, el manejo de tacones en etapas intermedias de la cadena de producción y el empaquetado final de zapatos completos al final de la línea de fabricación.

Para alcanzar estos objetivos, resulta esencial expandir el estado del arte en áreas clave como la Inteligencia Artificial (IA), el Reconocimiento de Objetos y la Tele-operación con realidad virtual. Este enfoque permitirá mejorar y enriquecer las capacidades del

sistema, brindando soluciones más eficientes y precisas en cada uno de los procesos mencionados.

2.1 Manos robóticas

Para el proyecto HANDYBOT II, se ha llevado a cabo una revisión de los avances tecnológicos en el campo de las manos robóticas, utilizando como referencia el estado del arte generado en HANDYBOT. En el ámbito de las manos robóticas, como ya se constató en la anualidad anterior, siguen siendo de uso muy restringido en la industria, teniendo su mayor campo de aplicación en entornos universitarios destinados a la investigación. Sí que ha habido novedades importantes especialmente en el desarrollo de manos robóticas que, aun siendo aplicables a brazos robóticos, han evolucionado hacia dispositivos con fines protésicos. Así, por ejemplo, la firma italiana PRENSILIA ha presentado la última versión de su Mia Hand, configurable por el usuario y que ha mejorado su fuerza, alcanzando los 70N y su velocidad de respuesta, siendo capaz de cerrarse totalmente en solo 280 ms.



Fig. 1. Mia Hand con distintas posibilidades de personalización. Fuente: <https://www.prensilia.com/>

Sin embargo, basándose en los resultados y conclusiones obtenidos previamente, no se considera necesario introducir cambios en las manos robóticas con las que se trabaja en el proyecto: en primer lugar, se ha optado por continuar con la utilización de la mano QB SoftHand Research utilizada en HANDYBOT.

Esta elección se fundamenta en su destacado rendimiento en cuanto al agarre de objetos, así como en su tecnología basada en la robótica blanda que permite la flexibilidad y adaptabilidad necesarias para interactuar con el entorno y los objetos de manera segura, minimizando el riesgo de causar daños durante las diferentes operaciones.



Fig. 2. SoftHand Research (QB Robotics)

Adicionalmente, se ha optado por la incorporación más en profundidad de la mano robótica de SeedRobotics, concretamente el modelo RH8D, que también es una mano antropomórfica que imita la anatomía de la mano humana derecha y sobre la que se tuvo un contacto inicial en la pasada anualidad.

El principal factor diferenciador que aporta esta mano respecto a la SoftHand de QB Robotics, es contar con 19 grados de libertad y 8 actuadores que permiten funcionalidades interesantes como disponer de un pulgar oponible, proporcionar la flexión de tres segmentos de los dedos y permitir el movimiento completo de la muñeca, ofreciendo, así, la posibilidad de alcanzar un mayor control sobre las articulaciones de los dedos en el momento de realizar los agarres, lo que se traduce en una mayor precisión y control en cada movimiento, consiguiendo mejor consistencia en los agarres independientemente de la posición inicial de la mano respecto al objeto a agarrar.

Por otra parte, esta mano es capaz de manipular una carga útil de 2,50kg en tiro vertical y 1kg en el espacio 3D, es decir, en movimientos libres. Además, la mano RH8D está equipada con una amplia variedad de sensores, incluyendo un sensor de distancia en la palma de la mano y sensores de presión de 3 ejes en las puntas de los dedos, abriendo un amplio abanico de posibilidades para medir la calidad de los agarres realizados y monitorizar su evolución, pudiendo detectar deslizamientos del objeto de entre los dedos, por ejemplo.



Fig. 3. Mano RH8D (Seed Robotics)

2.2 Sistemas de visión artificial

La importancia de contar con un sistema de visión robusto para el cálculo de los puntos de agarre de los objetos radica en la necesidad de garantizar una correcta manipulación de los materiales. Esto es especialmente importante en la industria del calzado, donde los objetos a manipular tienen formas y geometrías cambiantes y, por lo tanto, pueden ser difíciles de agarrar y manipular con precisión.

Por esta razón, un sistema basado en visión artificial que sea capaz de capturar información sobre la textura y geometría de los objetos es esencial para planificar la manipulación de estos materiales. Además, el sistema de visión también debe analizar la posición y orientación del objeto, un paso crítico para planificar la trayectoria del brazo robótico y calcular los puntos de agarre óptimos.

Este cálculo de los puntos de agarre puede realizarse mediante dos enfoques diferentes. El más tradicional implica el uso de algoritmos para la detección de bordes, la segmentación, clasificación y tracking, entre otros. Estos algoritmos se basan en la extracción de características geométricas y visuales de los objetos para determinar los puntos de agarre óptimos.

El enfoque más innovador utiliza la inteligencia artificial para calcular los puntos de agarre. En este caso, se utilizan técnicas de aprendizaje automático, como las redes neuronales o los algoritmos genéticos para analizar los datos capturados por el sistema de visión y encontrar los puntos de agarre más eficientes. Este enfoque puede proporcionar resultados más precisos, eficientes y versátiles en el cálculo de los puntos de agarre, especialmente para objetos con geometrías más complejas.

Trabajando en esta línea, se ha revisado el estado del arte de los sistemas de visión, concretamente de las cámaras 3D de mercado, y se analizarán los nuevos modelos y las prestaciones ofrecidas por fabricantes como Luxonis en sus cámaras OAK que permiten ejecutar IA espacial, o la ZED 2i de STEREO LABS, que combina un avanzado sensor de profundidad con el potencial de la IA, siempre en una comparativa respecto a las cámaras Intel RealSense 415 usadas en el proyecto HANDYBOT, debido a su excelente relación calidad precio y a los buenos resultados obtenidos en la detección, identificación y localización de objetos su agarre y manipulación.



Fig. 4. ZED 2i de STEREO LABS



Fig. 5. Oak-D de Luxonis



Fig. 6. Intel RealSense 415

2.3 Tele-operación basada en realidad virtual

La tele-operación de robots colaborativos a través de la realidad virtual permite al usuario controlar el robot a través de un entorno virtual casi idéntico al mundo real (digital twin), con la ventaja adicional de poder incluir datos de sensores y cualquier otra información obtenida de sistemas de visión artificial, con lo que se consigue mejorar la percepción del usuario sobre el entorno. Estos sistemas de visión artificial pueden incluir cámaras 3D, sensores de profundidad y otros dispositivos que permiten al usuario observar el entorno del robot en tiempo real, incrustado en el entorno virtual mencionado, lo que permite mejorar la precisión, eficiencia y seguridad de la tele-operación.



Fig. 7. Tele-operación y Realidad Virtual

Además, la tele-operación basada en realidad virtual también proporciona una experiencia más inmersiva y realista para el usuario, constituyendo una forma de controlar el robot de forma accesible para usuarios no técnicos, ya que pueden sentir que están realmente presentes en el entorno virtual, mejorando la capacidad de toma de decisiones y la percepción de control del usuario sobre la situación [1].

Las ventajas de la teleoperación se han explotado ampliamente para realizar agarres de diferentes objetos de una manera fácil, rápida e intuitiva para el ser humano, evitando las servidumbres que impone el uso de sistemas de visión convencionales cuando se trabaja en entornos de evaluación muy cambiantes. Además, presenta la ventaja innegable de que dichos agarres pueden realizarlos operarios expertos en la manipulación de calzado, pero, no necesariamente, en tecnologías robóticas o de visión artificial, con lo que los agarres ensayados están más alineados con la situación real en fábrica.

En esta línea, el mercado actual presenta ofertas diferentes sobre gafas de realidad virtual, desde aquellas pensadas para trabajar con un smartphone como pantalla, con un precio muy bajo, pero con escasez de posibilidades, hasta las que se mueven en el mundo del PC, donde existe una variada oferta:



Fig. 8. VALVE Index



Fig. 9. HTC Vive PRO



Fig. 10. HoloLens 2

Una evaluación inicial ha demostrado que los resultados obtenidos hasta el momento con las gafas utilizadas (OCULUS) presentan una relación calidad/precio adecuado para la tarea prevista, ofreciendo, además, la ventaja de que se dispone ya de una amplia gama de utilidades desarrollada en la anualidad anterior, que facilitan enormemente la operatividad y los avances del sistema.

Con todo, en HANDYBOT II, se pretende usar los datos generados con la tele-operación como punto de partida para dos vías de desarrollo adicionales, una de estas se basa en el aprovechamiento de las trayectorias ejecutadas por el operario como parte de las estrategias finales [2] y, la otra vía, se centra en el desarrollo de una inteligencia artificial basada en los conocimientos adquiridos para mejorar la capacidad de agarre y la adaptabilidad del sistema en futuras interacciones [3].

2.4 Inteligencia artificial (IA)

El rápido desarrollo de la inteligencia artificial está alcanzado todos los ámbitos de nuestra vida y, cómo no, también tiene influencia en el mundo de la robótica donde ofrece una manera nueva de hacer que los robots realicen determinadas tareas.

Cuando un robot integra algoritmos de IA no precisa de órdenes concretas para realizar un trabajo si no que es capaz de aprender y resolver tareas de forma óptima tras haber superado una fase de entrenamiento.

Estas nuevas capacidades suponen un nuevo paradigma de trabajo en sectores habitualmente vetados a la automatización debido a la elevada variabilidad de sus elementos y la difícil adaptación de los sistemas de una manera rápida y flexible. En este proyecto se ensayará una aproximación a la introducción de técnicas de IA que permitan facilitar la incorporación de la robótica en el sector calzado atendiendo a las dificultades que se encuentran en el agarre, manipulación y posicionamiento final de los distintos elementos que intervienen en su cadena productiva.

2.4.1 Estrategias de agarre

El uso de robot preprogramados resulta inadecuado en procesos que cambian con rapidez ya que, en la mayoría de los casos, son incapaces de agarrar nuevos objetos desconocidos, habituales en una línea de producción con alta variabilidad y bajo volumen de producción, como suele ocurrir en el sector calzado. Sin embargo, los avances de la inteligencia artificial suponen una potente herramienta en estos casos.

El mundo de la inteligencia artificial es amplio y evoluciona a gran velocidad, pero, haciendo una definición muy simplista, podemos tratarlo como un sistema de prueba-error que permite premiar los aciertos de manera que, tras un entrenamiento adecuado, es capaz de aprender cuál es el procedimiento adecuado para realizar cada tarea de manera satisfactoria: la clave, disponer de un número adecuado de datos (dataset), cuanto más elevado más experiencia aporta al sistema, que garantice la toma de decisión correcta.

En una primera aproximación, para aplicar un agarre robótico basado en técnicas de IA, se pueden considerar tres tipos de objetos: familiares, conocidos y desconocidos [4]. Los objetos conocidos son los que se han introducido en el entrenamiento del sistema y cuya pose de agarre se ha generado y ejecutado adecuadamente; sin embargo, los objetos desconocidos o los familiares no han sido introducidos en el sistema, aunque, estos últimos, guardan ciertas similitudes con los objetos utilizados en el entrenamiento. El reto, para casos como el que nos ocupa, consiste en poder captar los objetos desconocidos o familiares con un mínimo de entrenamiento basado en la interpretación y la síntesis de datos [5].

Actualmente, la investigación se centra en el desarrollo de modelos de Deep Learning, incluyendo el uso de redes neuronales convolucionales profundas (DCNN) e imágenes RGBD [6], métodos que suelen tener éxito para determinar los agarres óptimos de diversos objetos pero que adolecen de ciertas limitaciones en los datos de entrada: la visión artificial no aporta datos físico-mecánicos del objeto.

En cualquier caso, revisando las publicaciones relacionadas con el tema se registra un importante aumento en el número de trabajos publicados en el campo del agarre inteligente, centrándose en los tres enfoques principales: aprendizaje supervisado, aprendizaje de refuerzo y aprendizaje no supervisado:

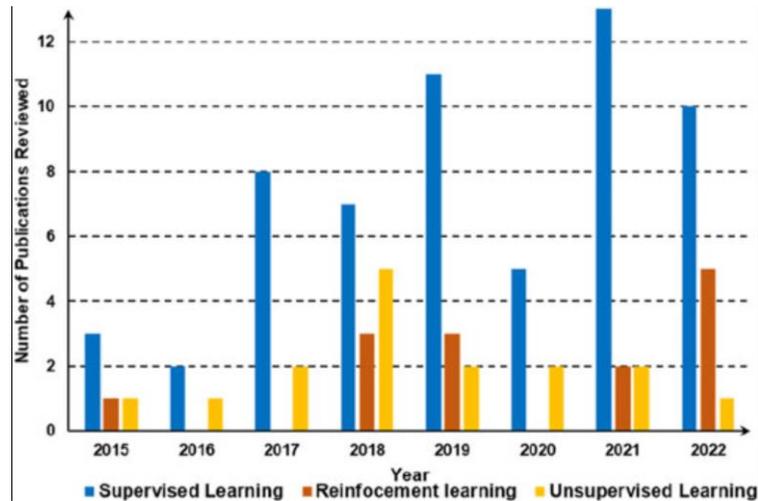


Fig. 11. Evolución de publicaciones sobre agarre inteligente

El agarre de objetos supone un área de investigación que trabaja tanto en la mejora de las pinzas robóticas como en los algoritmos de reconocimiento de piezas y estimación de poses, pero sin olvidar parámetros físicos como el peso, tamaño, textura o fragilidad del objeto en cuestión. Evidentemente, un seguimiento visual del agarre puede detectar deslizamientos en el objeto [7] y la posibilidad de disponer de un feedback táctil de los dedos del actuador puede suponer, además, un método válido en la decisión sobre la estabilidad de un agarre [8].

En HANDYBOT, se utilizó un enfoque tradicional basado en métodos analíticos para el cálculo de los puntos de agarres [9]. Este enfoque hace uso del sistema de visión previamente mencionado para obtener una nube de puntos del objeto desde un punto de vista cenital, desarrollando un algoritmo capaz de devolver el eje principal del objeto y las coordenadas (x, y, z) de los dos puntos de agarre del objeto a partir de dicha nube de puntos. Por último, se calcula el centro de gravedad (cg) teórico del objeto, ubicado en la intersección de su eje principal con la línea que une ambos puntos de agarre.

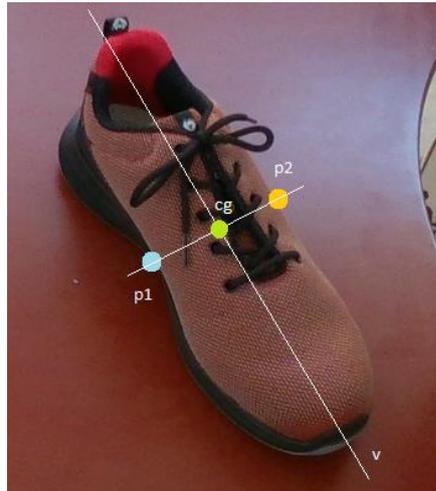


Fig. 12. Puntos de agarre y centro de gravedad.

Una vez que se han calculado los puntos de agarre, es necesario transformarlos del espacio de coordenadas de la cámara al espacio de coordenadas del robot, para lo cual se utiliza la calibración. Con los puntos de agarre ahora en el espacio del robot, se procede a realizar el agarre. En este paso, se alinea el punto central de los dedos índice y pulgar con el punto central del objeto previamente calculado, tras esto con una correcta inclinación de la mano se confía en que el carácter flexible de la mano sea suficiente para que la mayor parte de los dedos hagan un buen contacto con el objeto durante el cierre de la mano.

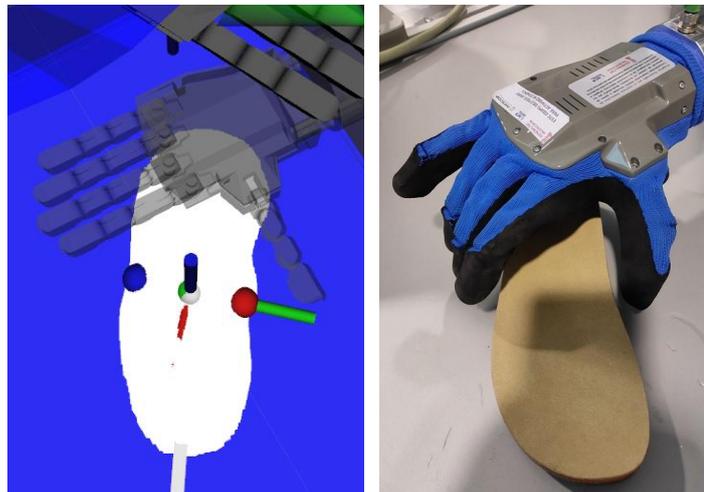


Fig. 13. Mano posicionada y alineada en el eje Z correctamente (simulador Rviz izda., realidad dcha.).

Sin embargo, el sistema de visión solo cuenta con información parcial del objeto ya que no se dispone de su geometría completa ni aporta información sobre los materiales que lo componen, por lo que existe la posibilidad de que el punto calculado como centro de gravedad no coincida con el centro de gravedad real, lo

que puede ocasionar que el agarre sea insatisfactorio y afecte la estabilidad del objeto durante el proceso.

Es aquí, precisamente, donde puede entrar en juego la IA, como alternativa al tratamiento convencional de datos, pudiendo combinar resultados obtenidos por el sistema de visión con los proporcionados por la teleoperación, desarrollada en HANDYBOT, donde se cuenta con la experiencia del operario, por lo que la propuesta es trabajar en una combinación de métodos de aprendizaje: supervisado, no supervisado, por refuerzo, etc., para la obtención de poses del robot, configuración de los dedos de la mano, localización de puntos de agarre, fuerzas, etc.

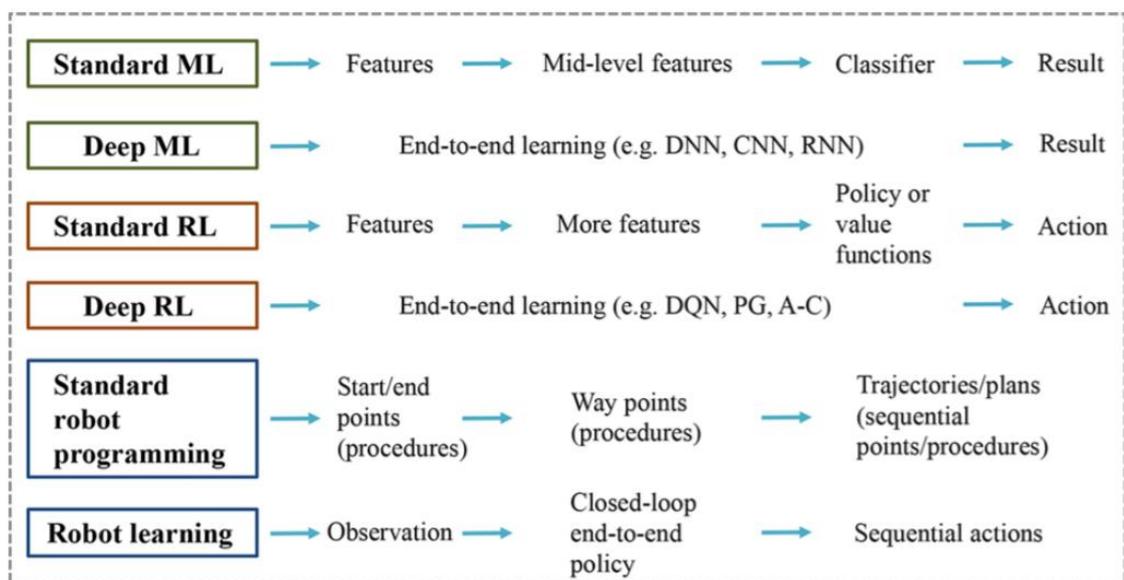


Fig. 14. Estructura de los pipelines de aprendizaje automático (profundo), aprendizaje por refuerzo y aprendizaje robótico

En definitiva, el aprendizaje por reconocimiento no es suficiente para la manipulación robótica. Los pasos necesarios pasan por la estimación de la pose de agarre [10] basada en la configuración de la pinza, una mano robótica en el caso que nos ocupa, con la consiguiente complejidad que aporta. En particular, la percepción del agarre puede ser tratada de forma similar a la tradicional detección de objetos [11], [12] con imágenes RGBD o nubes de puntos como entrada. Primero se muestrea y reconoce cada región de agarre de interés (ROI) y después se genera un elevado número de poses de agarre basadas en datasets ampliamente entrenados sin conocimiento del objeto [13].

Así, para lograr una correcta manipulación de los diferentes objetos del proceso de fabricación del calzado, primero es necesario realizar un buen agarre de cada uno de ellos, que debe permitir el movimiento del objeto de la manera deseada,

aplicando fuerzas y momentos a una serie de puntos de contacto, por lo que resulta crucial este cálculo de los puntos de agarre.

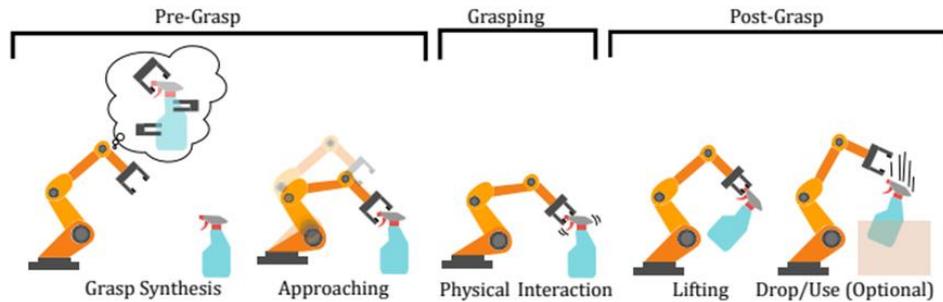


Fig. 15. Estados del proceso de agarre de un objeto

La popularidad del Deep-Learning ha permitido realizar importantes avances en los últimos años aportando una gran velocidad y precisión a la hora de encontrar agarres de calidad [14].

Principalmente se usan cuatro tipos de algoritmos para la determinación de estos puntos de agarre que se basan en:

- Muestreo de la postura: Se definen los métodos de muestreo como cualquier enfoque que considere cada muestra individualmente y utilice la información codificada sobre la muestra para tomar decisiones sobre el agarre.
- Regresión directa: Los enfoques de regresión directa procesan simultáneamente todo el espacio muestral, con ello, intentan reducir el coste computacional en comparación con los métodos de muestreo, procesando los datos globalmente a través de la red una sola vez. Esto podría utilizarse para predecir las propiedades y la calidad del agarre a partir de la información visual.
- Aprendizaje por refuerzo (RL): Estos enfoques tienen como objetivo aprender una política para maximizar la recompensa acumulada comúnmente en una tarea de múltiples pasos. Generalmente realizando repeticiones de la misma tarea con ligeros cambios y correcciones entre estas.
- Métodos basados en ejemplos: Se intentan lograr los agarres a partir de la experiencia con objetos similares. Se utiliza el aprendizaje métrico para codificar objetos con geometrías similares en el espacio de características. Para encontrar un agarre exitoso se realiza una búsqueda del vecino más

cercano a través del espacio de características, buscando un agarre exitoso anterior.

Sobre esta clase de algoritmos existen multitud avances, quizás no enfocados a objetos concretos del sector del calzado, pero que se pueden adaptar con pequeñas modificaciones en los algoritmos.

2.4.2 Estrategias de posicionamiento de objetos

El ámbito de la manipulación robótica autónoma se ha centrado principalmente en resolver el desafiante problema del "grasping", que, sin duda, es un aspecto notable y altamente relevante. Sin embargo, si aspiramos a que un robot sea capaz de levantar un objeto, es igualmente importante que tenga la habilidad de colocarlo con destreza en un lugar determinado, lo que se conoce como "placing", ya sea dentro de una caja o en una nueva cinta de producción.



Fig. 16. Ejemplos de posicionamiento de diversos componentes de calzado

Al contrario de lo que podría parecer, esta tarea no es necesariamente opuesta a agarre del objeto, ya que implica la consideración de nuevas variables como la habilidad para conocer y controlar la posición del objeto dentro del manipulador robótico, lo que adquiere mayor relevancia si se tiene en cuenta que esta posición puede variar con respecto a la original en el momento del agarre propiamente dicho o, incluso, durante la manipulación. Además, será necesario analizar el propio proceso de placing porque puede entenderse como dejar el objeto en una

superficie adecuada o, incluso, entregar el objeto, a un humano o a otro sistema robótico, lo que implica buscar una segunda posición de agarre.

En cualquier caso, como ocurre en los agarres, puede abordarse el problema desde distintos puntos de vista que van desde la simple identificación de la superficie donde dejar el objeto, con un cálculo adecuado de la trayectoria de acercamiento y el posicionamiento del objeto atendiendo simplemente a la información de un sensor de fuerza, por ejemplo, hasta sistemas más complicados en los que la decisión de dejar el objeto se sustenta sobre una planificación inversa del movimiento [15] u otros basados en una cámara RGB-D que captura imágenes de la escena, de forma que la información de la nube de puntos 3D se utiliza para generar mapas de alturas en el espacio de trabajo del robot; a partir de aquí, pueden ensayarse diversos procedimientos para calcular el posicionamiento adecuado, por ejemplo, calculando rotaciones en determinados ángulos para obtener valores de Q que se pueden introducir en redes neuronales para generar predicciones en un sistema de aprendizaje por refuerzo [16].

Evidentemente, como en cualquier otro caso basado en IA, es necesario contar con un dataset adecuado con un elevado número de entradas, para conseguir un sistema suficientemente robusto. En este proyecto, como ocurre en el caso de los agarres, el trabajo realizado siguiendo la técnica de la teleoperación nos aportará información relevante sobre posicionamientos de éxito, introduciendo de manera indirecta la experiencia de un operador humano, y donde podría introducirse, además, el concepto de la colaboración humano-robot [17].

3. Conclusiones

La solución al problema propuesto pasa por la integración de varios dispositivos y tecnologías gestionadas por un software que las controle y dote el sistema de cierta inteligencia, para llevar a cabo algunas de las tareas de manipulación que se puedan dar en el sector del calzado. Así, se superponen la tecnología robótica, incluyendo el uso de manos antropomórficas para aprovechar su versatilidad, con tecnologías relacionadas con la visión artificial y la realidad virtual, para crear herramientas que faciliten la evaluación de diferentes aspectos en el agarre, manipulación y posicionamiento para lo cual nos apoyamos en la teleoperación, y todo ello envuelto en las últimas tendencias de la inteligencia artificial para conseguir un sistema adaptable a la situación cambiante que es intrínseca a la fabricación de calzado.

En este entregable se han repasado los distintos elementos y tecnologías que son necesarias para la construcción del sistema final, detallando para cada caso dispositivos y herramientas disponibles en la actualidad, y cómo se pueden aplicar durante la fase de desarrollo del proyecto.

Bibliografía

- [1] T. Zhou, Q. Zhu, y J. Du, «Intuitive robot teleoperation for civil engineering operations with virtual reality and deep learning scene reconstruction», *Advanced Engineering Informatics*, vol. 46, p. 101170, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101170>.
- [2] P. Vitiello, K. Dreczkowski, y E. Johns, «One-Shot Imitation Learning: A Pose Estimation Perspective».
- [3] J. DelPreto *et al.*, «Helping Robots Learn: A Human-Robot Master-Apprentice Model Using Demonstrations via Virtual Reality Teleoperation», en *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, may 2020, pp. 10226-10233. doi: 10.1109/ICRA40945.2020.9196754.
- [4] J. Bohg, A. Morales, T. Asfour, y D. Kragic, «Data-Driven Grasp Synthesis—A Survey», *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 30, n.º 2, pp. 289-309, abr. 2014, doi: 10.1109/TRO.2013.2289018.
- [5] S. A. Stansfield, «Robotic Grasping of Unknown Objects: A Knowledge-based Approach», *The International Journal of Robotics Research*, vol. 10, n.º 4, pp. 314-326, ago. 1991, doi: 10.1177/027836499101000402.
- [6] A. Richtsfeld, T. Mörwald, J. Prankl, M. Zillich, y M. Vincze, «Segmentation of unknown objects in indoor environments», en *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, oct. 2012, pp. 4791-4796. doi: 10.1109/IROS.2012.6385661.
- [7] J. Thomas, G. Loianno, K. Sreenath, y V. Kumar, «Toward image based visual servoing for aerial grasping and perching», en *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, may 2014, pp. 2113-2118. doi: 10.1109/ICRA.2014.6907149.
- [8] Z. Xie, N. Somani, Y. J. S. Tan, y J. C. Y. Seng, «Automatic Toolpath Pattern Recommendation for Various Industrial Applications based on Deep Learning», en *2021 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*, ene. 2021, pp. 60-65. doi: 10.1109/IEEECONF49454.2021.9382625.
- [9] B. S. Zapata-Impata, C. M. Mateo, P. Gil, y J. Pomares, «Using Geometry to Detect Grasping Points on 3D Unknown Point Cloud»: en *Proceedings of the 14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, Madrid, Spain: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2017, pp. 154-161. doi: 10.5220/0006470701540161.
- [10] G. Du, K. Wang, S. Lian, y K. Zhao, «Vision-based robotic grasping from object localization, object pose estimation to grasp estimation for parallel grippers: a review», *Artif Intell Rev*, vol. 54, n.º 3, pp. 1677-1734, mar. 2021, doi: 10.1007/s10462-020-09888-5.
- [11] D. Fischinger, M. Vincze, y Y. Jiang, «Learning grasps for unknown objects in cluttered scenes», en *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, may 2013, pp. 609-616. doi: 10.1109/ICRA.2013.6630636.

- [12] A. Herzog, P. Pastor, M. Kalakrishnan, L. Righetti, T. Asfour, y S. Schaal, «Template-based learning of grasp selection», en *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, may 2012, pp. 2379-2384. doi: 10.1109/ICRA.2012.6225271.
- [13] D. Kappler, J. Bohg, y S. Schaal, «Leveraging big data for grasp planning», en *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, may 2015, pp. 4304-4311. doi: 10.1109/ICRA.2015.7139793.
- [14] M. Breyer, J. J. Chung, L. Ott, R. Siegwart, y J. Nieto, «Volumetric Grasping Network: Real-time 6 DOF Grasp Detection in Clutter», en *Proceedings of the 2020 Conference on Robot Learning*, PMLR, oct. 2021, pp. 1602-1611. Accedido: 21 de noviembre de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://proceedings.mlr.press/v155/breyer21a.html>
- [15] A. Holladay, J. Barry, L. P. Kaelbling, y T. Lozano-Perez, «Object placement as inverse motion planning», en *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, Germany: IEEE, may 2013, pp. 3715-3721. doi: 10.1109/ICRA.2013.6631099.
- [16] M. Mohammed, L. C. Kwek, y S. C. Chua, «Pick and Place Objects in a Cluttered Scene Using Deep Reinforcement Learning», *International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering*, vol. 20, pp. 50-57, sep. 2020.
- [17] A. Edsinger y C. Kemp, «Manipulation in Human Environments», en *2006 6th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, University of Genova, Genova, Italy: IEEE, dic. 2006, pp. 102-109. doi: 10.1109/ICHR.2006.321370.