

Sensor táctil intrínseco para caracterizar la firmeza de superficies con robots programados en modo control de fuerza

Blanes Campos, C.^a, López Osca, M.^b, Ivorra Martínez, E.^c

^{a, b} Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universitat Politècnica de València, 46022, Valencia, España
^c University Institute for Human-Centered Technology Research (Human-Tech), Universitat Politècnica de València, 46022, Valencia, Spain

To cite this article: Blanes, C., López, M., Ivorra, E. 2023. "Intrinsic tactile sensor for characterizing the hardness of objects with robots programmed in force control mode". XLIV Jornadas de Automática, 533-538. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.533>

Resumen

La caracterización de superficies es un problema abordado desde diferentes áreas de la ingeniería, como la mecánica, la óptica o la electrónica, entre otras. En este estudio, se presenta un método basado en el uso de un robot en modo control de fuerza para caracterizar de la firmeza de la superficie de un balón según su presión interna. Los parámetros de la respuesta subamortiguada del régimen transitorio cuando el robot está programado para encontrar un valor de fuerza permiten identificar la firmeza de la superficie de contacto que en este caso está relacionado con la presión interna del balón contra el que contacta. Los ensayos han sido realizados empleando siempre el mismo ajuste del sistema de control de fuerza del robot logrando para las distintas presiones analizadas una respuesta subamortiguada de segundo orden. Los resultados obtenidos demuestran las posibilidades y precisión del método propuesto para la caracterización de superficies de firmeza variable. Este enfoque tiene aplicaciones potenciales en la industria, como la evaluación de la firmeza de objetos a manipular o la de productos hortofrutícolas.

Palabras clave: Sensor táctil, Robot, Control de fuerza, Identificación de sistemas, Firmeza.

Intrinsic tactile sensor for characterizing the hardness of objects with robots programmed in force control mode.

Abstract

Surface characterization is a problem in different engineering fields, such as mechanics, optics, and electronics. This study presents a method based on using a force-controlled robot to characterize the firmness of a surface, specifically a ball, based on its internal pressure. The parameters of the underdamped response in the transient response, when the robot is programmed to find a force value, allow for identifying the contact surface firmness, which is related to the internal pressure of the ball it contacts. The experiments were conducted using the same force control system setting for all different ball pressures, resulting in a second-order underdamped response. The obtained results demonstrate the possibilities and accuracy of the proposed method for characterizing surfaces with varying firmness. This approach has potential applications in various industries, such as evaluating the firmness of objects to be manipulated or horticultural products.

Keywords: Tactile sensor, Robotics, Control force, System identification, Firmness.

1. Introducción

En el campo de la robótica, los sensores táctiles son dispositivos o sistemas capaces de medir propiedades de un objeto mediante del contacto físico entre el sensor y el objeto (Lee, 2000). Existen diferentes métodos para clasificar los sensores táctiles (R. S. Dahiya & Valle, 2013). Según su

ubicación, pueden ser extrínsecos, cuando el sensor está en contacto directo con el objeto, o intrínsecos, cuando no hay contacto físico entre ellos (R. Dahiya et al., 2010). Los sensores intrínsecos, como los de fuerza/par, se benefician de la falta de contacto directo entre el sensor y el objeto, lo que minimiza el riesgo de daños al sensor y los hace más simples y resistentes. Sin embargo, esto puede resultar en pérdida de

información debido a la transmisión de la característica física a medir, y la medida se limita a un único valor medio de la zona de contacto. La mayoría de los sensores táctiles desarrollados suelen ser extrínsecos y no pasan de la etapa de investigación debido a su costo y complejidad (Girao et al., 2013).

Los sensores táctiles en robótica se emplean en tareas de manipulación, de exploración de objetos y acción/reacción. En el caso de la exploración de objetos, se han realizado investigaciones para determinar la firmeza de las superficies u objetos con los que interactúa el robot. Yussof et al., 2008 usa un sensor óptico de tres ejes para detectar el contacto y con ello poder distinguir la firmeza de los objetos (blando/duro) según los cambios bruscos producidos durante la manipulación. Fang et al., 2022 realiza un estudio para estimar la firmeza de los objetos por medio del análisis *machine learning* de los datos conseguidos de los sensores de presión, en disposición matricial, y los valores de par de la mano robotizada de BarrettHand (Technology, Newton, Massachusetts, USA). Shikida et al., 2003 estima la firmeza mediante el análisis de la deformación de cámaras de aire cerradas al entrar en contacto con el objeto, utilizando sensores piezoeléctricos. Basándose en el mismo principio de cámaras cerradas, Hasegawa et al., 2006 propone el analizar la firmeza de un objeto mediante cambios en el campo magnético tras el contacto. Existen sensores que analizan las imágenes generadas que se producen tras el contacto, es el caso de del sensor táctil GelSight (Waltham, USA) que analiza la reflexión de la luz en un sensor en una almohadilla un gel que se adapta al objeto durante el contacto. Con este sensor (Yuan et al., 2016) es posible estimar la firmeza de superficies semiesféricas con un robot y usando sistemas de aprendizaje profundo para productos de diversas formas (Yuan et al., 2017).

En el campo de la cirugía mínimamente invasiva, se han ido desarrollando diversas tecnologías de sensores táctiles piezoeléctricos que vibran a frecuencias resonantes en movimientos normales y tangenciales a la superficie de contacto, permitiendo determinar la firmeza de los tejidos durante el palpado en cirugía (Bandari et al., 2020).

Dentro de los sensores táctiles desarrollados para el sector hortofrutícola Zhang et al., 2021 emplea un sensor táctil en disposición matricial WTS0406-38 sobre una garra eléctrica de dedos paralelos para determinar la firmeza de diversos frutos. Mediante el uso de acelerómetros colocados en la parte trasera de las garras neumáticas de los robots, se logra determinar de manera dinámica la firmeza de berenjenas, mangos y la dureza de cilindros de goma con diferentes valores de dureza Shore A (Blanes et al., 2016), al golpear los dedos de la garra sobre los productos.

Este trabajo estima la firmeza de una superficie por medio del análisis de los valores de fuerza del régimen transitorio hasta alcanzar el valor nominal o referencia. Emplea el robot UR5e programado en modo control de fuerza y, un balón con la presión ajustada a distintos valores como superficie de firmeza

variable. El método permite usar directamente el sensor interno que tiene el robot sin necesidad de incorporar un nuevo sensor en la herramienta del robot. El trabajo propone un nuevo enfoque de sensor táctil que puede extrapolarse en aquellos robots que dispongan de sensor de fuerza interno. Los resultados del sensor muestran un coeficiente de correlación por encima del 86% siendo similares a los conseguidos al incorporar acelerómetros en los dedos (Blanes et al., 2016).

2. Materiales y métodos

2.1 Descripción del montaje

En la Figura 1 se puede ver el montaje y el material utilizado para la realización de este trabajo.

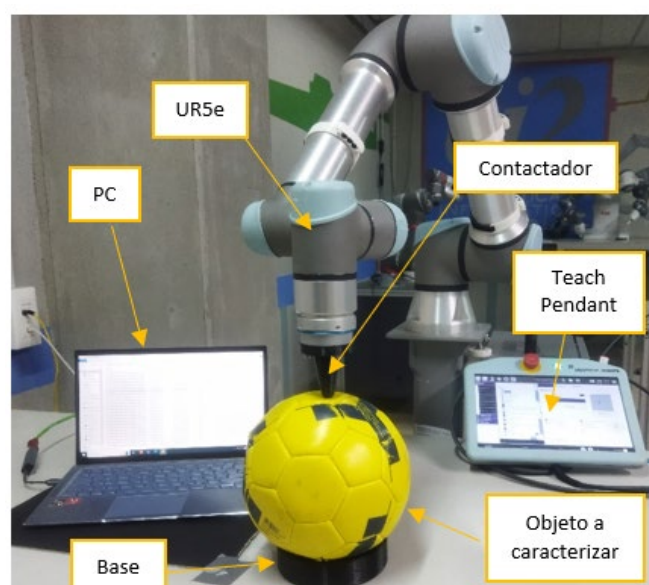


Figura 1. Descripción del montaje del ensayo.

El robot colaborativo utilizado es un Universal Robots UR5e el cual tiene una carga útil máxima de 5 kg y un alcance del brazo de 850 mm. Las superficies a caracterizar serán balones hinchables ya que así podremos estudiar tanto el efecto de la presión interna como el tipo de superficie de la bola. Para comparar el efecto del tipo de superficie se utilizarán dos balones hinchables diferentes, el primero es un balón de cuero de fútbol tamaño 5 y el segundo es un balón de plástico hinchable de tamaño similar (ver Figura 2).

Ambos balones se apoyan sobre una cuna cóncava impresa en 3D en PLA. El objetivo de la cuna es que al entrar en contacto la pieza del contactador la deformación de la bola se produzca únicamente en el eje vertical, que será el Z, ya que la fuerza que vamos a registrar para caracterizar el sistema es la fuerza en ese eje. La cuna tiene un agujero pasante central para poder referenciar al robot dónde está el eje central de la bola para poder realizar el impacto siempre en el mismo punto y de una manera centrada.

Como herramienta del robot, el cual hará de contactador, se ha diseñado e impreso en PLA una pieza troncocónica acabada en una superficie esférica de radio 12mm. La base cilíndrica tiene el diámetro de la muñeca del robot para así unir la herramienta al robot.

El programa que se ha desarrollado para el robot se posiciona encima de la bola gracias a que se conoce estas coordenadas por el centro del agujero central de la cuna. Después, realizando un descenso puramente vertical el robot entra en modo control de fuerza hasta contactar con la bola hasta que registra la fuerza objetivo que se ha introducido de forma permanente y en ese punto ya termina el modo control de fuerza y va al punto de salida.

2.2 Ensayos realizados

Los ensayos se han realizado sobre dos objetos con tipos de superficies diferentes. El primer objeto era una bola de cuero de fútbol de tamaño 5 mientras que el segundo era una bola de tamaño similar, pero de plástico para analizar si los diferentes materiales influyen a la hora de estimar la presión. Los objetos utilizados se pueden ver sobre la cuna en la Figura 2.



Figura 2 Objetos sobre los que se ha realizado el estudio: izquierda balón de fútbol de cuero tamaño 5 y derecha balón de plástico.

Para cada objeto se ha variado su presión interna en múltiplos de 2 PSI, empezando en 4 PSI y acabando en 18 PSI, es decir, para cada objeto se ha analizado 8 presiones diferentes. Para cada presión de cada objeto se ha llevado a cabo 5 repeticiones. 2 objetos a 8 presiones cada objeto con 5 repeticiones por presión resulta en una totalidad de 80 ensayos realizados. El inflado se ha realizado mediante una bomba eléctrica para asegurar la máxima precisión en la presión.

El robot UR5 se programó para realizar un control de fuerza. Esto se refiere a la capacidad de regular y mantener una fuerza específica aplicada por el robot durante una tarea. Los parámetros proporcionados para el control de fuerza durante estos ensayos son:

- Fuerza objetivo: 35 N. Este parámetro indica la fuerza deseada que el robot debe aplicar o mantener durante la operación. En este caso, el objetivo es aplicar una fuerza de 35 N en la tarea.

- Amortiguamiento: 0.01. El amortiguamiento es un factor que controla la suavidad y la respuesta del sistema de control. Un valor de amortiguamiento más alto puede hacer que el control sea más estable, pero también puede disminuir la capacidad de respuesta del robot. En este caso, un valor de amortiguamiento de 0.01 indica que se desea un control relativamente suave y sensible.
- Ganancia: 1.5. La ganancia es un parámetro que controla la magnitud de la respuesta del controlador a la desviación de la fuerza objetivo. Una ganancia más alta amplifica la respuesta del controlador, lo que puede permitir una corrección más rápida y precisa, pero también puede introducir oscilaciones no deseadas. Una ganancia de 1.5 indica que se busca una respuesta controlada y eficiente.

Con estos parámetros de control de fuerza, el robot UR5 ajustará continuamente sus actuadores y sensores para mantener la fuerza de interacción durante la presión a la bola tan cercana como sea posible a la fuerza objetivo de 35 N. El controlador utilizará la retroalimentación del sensor de fuerza para medir la fuerza real aplicada y realizará ajustes necesarios utilizando el amortiguamiento y la ganancia especificados para lograr un control preciso y estable. Estos parámetros se han obtenido mediante experimentación práctica para determinar los parámetros óptimos que permiten alcanzar el rendimiento deseado en la presente tarea.

2.3 Adquisición y procesado de datos

En la Figura 3 se muestra el diagrama de flujo de las tareas realizadas para la adquisición y procesado de los datos con el fin de obtener la relación entre la fuerza y la presión de los objetos y poder tener un sensor intrínseco.

El registro de datos se realiza mediante un programa de Labview que mediante comunicación TCP/IP con el robot genera un fichero .txt con el valor de los diferentes valores de fuerza registrados a lo largo del tiempo a una frecuencia de 500 Hz.

La señal adquirida con Labview se guarda en ficheros de texto que luego son procesados por Matlab R2022b con código propio desarrollado. El procesado consistió en recortar la señal al intervalo en el cual se empezó a detectar fuerza y hasta que esta se estabiliza.

La señal adquirida se puede modelar como una función de transferencia de segundo orden que se escribe de la siguiente forma:

$$G(s) = K_{est} * \frac{(\sigma^2 + \omega_p^2)}{(s^2 + \omega_p^2) + \omega_p^2}$$

Ecuación 1: Función de transferencia de un sistema de segundo orden en función de sigma y la frecuencia propia.

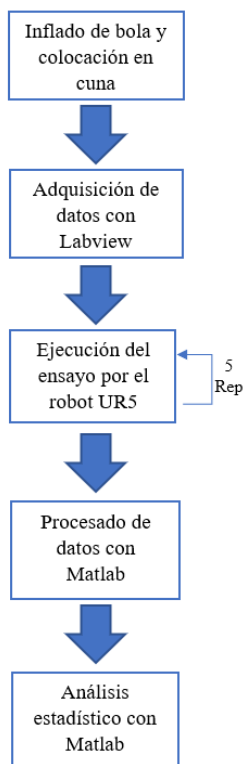


Figura 3 Diagrama de flujo del ensayo.

Los valores de la frecuencia natural y el coeficiente de amortiguamiento se pueden obtener de los parámetros de la respuesta subamortiguada, como se muestra a continuación:

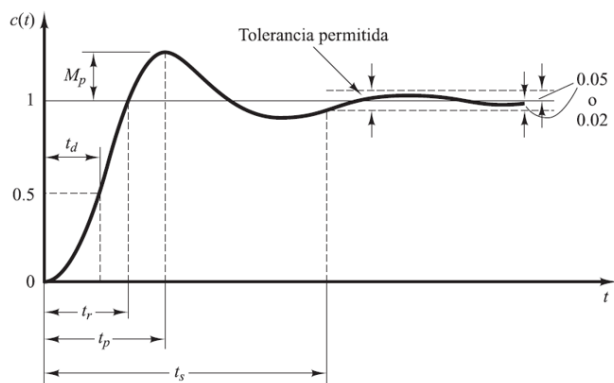


Figura 4: Respuesta temporal subamortiguada con sus parámetros típicos.

Es decir, cada tipo de superficie a una determinada presión interna tendrá una respuesta temporal que le caracterice y para poder comparar superficies diferentes a presiones internas diferentes se obtendrá el valor de pico, M_p , y el tiempo de pico, t_p y periodo de la respuesta para obtener de ahí el coeficiente de amortiguamiento y su frecuencia natural y poder tener la función de transferencia asociada.

Con esta información se puede obtener la frecuencia natural y así conseguir la función de transferencia del sistema. Sin embargo, al estudiar la influencia de la presión o del tipo de superficie en la respuesta haremos uso de los parámetros

procesados y no de su función de transferencia para buscar una correlación.

Una vez la señal está recortada, se procede a calcular los parámetros significativos de la señal utilizando Matlab para identificar una función de transferencia de segundo orden subamortiguada que son:

- M_p : El valor máximo de pico de la señal.
- T_p : El instante de tiempo del pico máximo.
- O (%): Sobreoscilación.
- T : Tiempo de estabilización
- D_c : Coeficiente de amortiguamiento.

El análisis estadístico se realizó con Matlab R2022b utilizando la toolbox PLS_Toolbox 9.2. Los datos fueron analizados utilizando el método estadístico Partial Least Square (PLS). Este método estadístico es muy utilizado en el análisis de datos multivariados y en la modelización de relaciones entre variables. El objetivo principal del método PLS es encontrar una relación lineal entre dos conjuntos de variables, conocidos como conjuntos X e Y, que están relacionados entre sí. A diferencia de otros métodos, PLS no requiere que las variables independientes (X) y las variables dependientes (Y) estén altamente correlacionadas entre sí. En cambio, busca maximizar la covarianza entre los conjuntos X e Y. Debido al número limitado de datos se ha optado por realizar una validación cruzada utilizando una selección aleatoria de muestras dividiendo en bloques de 10 y realizando 5 iteraciones.

Respecto a las métricas utilizadas para evaluar la bondad del PLS se ha utilizado las siguientes:

- RMSEC (Root Mean Square Error of Calibration) es una métrica utilizada en el análisis de PLS para evaluar la precisión del modelo de calibración. Indica el error cuadrático medio entre los valores observados y los valores predichos por el modelo PLS en el conjunto de calibración. El RMSECV es el equivalente para el análisis de validación cruzada.
- El Bias (sesgo) se refiere a la discrepancia sistemática entre los valores observados y los valores predichos por el modelo PLS. Representa una medida de la tendencia del modelo a sobreestimar o subestimar los valores reales.
- R^2 (R-cuadrado) es una métrica utilizada para evaluar la bondad de ajuste del modelo PLS. Representa la proporción de la variabilidad total de la variable de respuesta que es explicada por el modelo.
- El R^2 se calcula como la relación entre la suma de los cuadrados de la variabilidad explicada por el modelo y la suma de los cuadrados totales de la variable de respuesta. Cuanto más cercano a 1 sea el valor de R^2 , mayor será la capacidad del modelo para explicar la variabilidad de la variable de respuesta.

3. Resultados

En la Figura 4 se muestran los resultados obtenidos en los ensayos con la mínima y máxima presión para los dos tipos de objetos. Además, también se muestra la función de transferencia calculada y simulada ante la misma entrada escalón para poder compararla con los valores reales. De forma cualitativa se puede apreciar como los valores de máximo pico y tiempo de pico se ajusta perfectamente, así como el valor final, sin embargo, la frecuencia y amplitud de las oscilaciones de la señal se va desviando del modelo conforme va aumentando la presión. Respecto a la desviación estándar vemos como la repetibilidad para los cinco ensayos es muy alta y no apreciándose una correlación entre presión y desviación estándar.

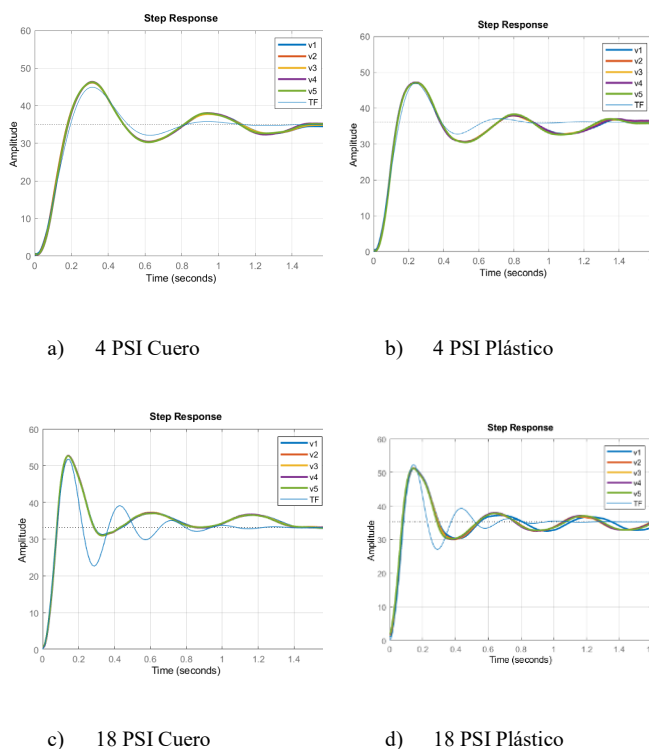


Figura 5 Resultados de los ensayos para los dos objetos para la máxima y la mínima presión junto a función de transferencia simulada (TF).

Los resultados mostrados en la Tabla 1 corresponden a las métricas obtenidas mediante el análisis de PLS para los dos balones, y para cada uno de los balones por separado. Para los tres PLS se ha utilizado un único componente principal. Se observa que tanto el RMSEC como el RMSECV disminuyen a medida que se pasa de la clase “dos clases” a “cuero” y luego a “plástico”. Esto sugiere una mejora en la precisión del modelo PLS para predecir la presión cuando se analizan de forma individual los objetos. Es importante destacar que el valor más bajo de ambas métricas se obtiene para la clase “plástico”, lo que indica una menor discrepancia entre los valores observados y los valores predichos en comparación con las otras clases. En cuanto al sesgo (Bias) y el sesgo cruzado (CV Bias), se observa que en general los valores son negativos. Esto indica una tendencia a subestimar los valores reales en las predicciones durante la validación cruzada. Sin

embargo, es interesante notar que los valores más bajos se obtienen para la clase “plástico”, lo que sugiere una menor subestimación en comparación con las otras clases. En relación a los coeficientes de determinación (R^2 Cal y R^2 CV), se encuentran en niveles altos para las tres clases, lo que indica una buena capacidad del modelo PLS para explicar la variabilidad de la presión en todo el rango. Al igual que con el RMSEC, los valores más altos de R^2 se obtienen para la clase “plástico”, seguido de la clase “cuero” y por último el PLS que incorpora ambas clases de forma simultánea. Esto se observa también en la Figura 6.

Tabla 1: Resultados PLS entre variables y presión.

Métricas	Valores PLS dos clases	Valores PLS cuero	Valores PLS plástico
RMSEC	1.664	1.338	1.102
RMSECV	1.710	1.429	1.179
Bias	-5.329e-15	7.105e-15	-3.552e-15
CV Bias	-0.00529	-0.026	-0.0103
R^2 Cal	0.868	0.915	0.942
R^2 CV	0.861	0.903	0.934

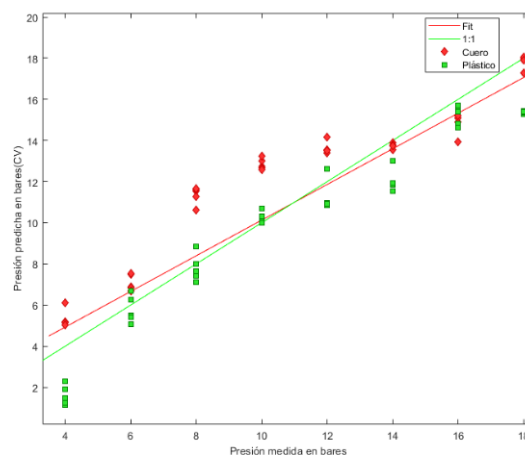


Figura 6 Predicción de los valores de validación cruzada para el PLS con dos clases.

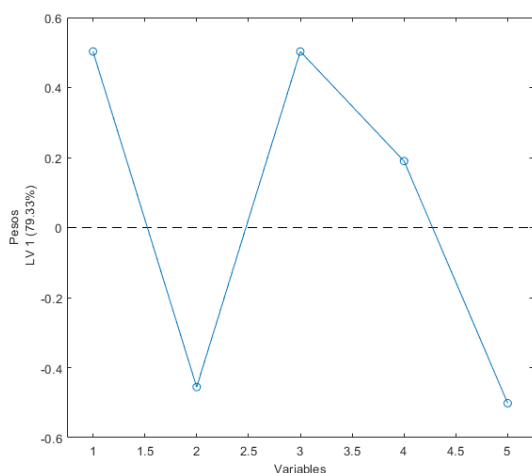


Figura 7 Pesos asignados a cada una de las variables siendo: 1. MP, 2. Tp, 3. O, 4. T y 5. Dc

Por último, en la Figura 7 se puede observar como todas las variables tienen su importancia para calcular la varianza de presiones en el PLS. Cabe destacar que las variables de tiempo de pico (2) y el coeficiente de amortiguamiento (5) tienen pesos negativos mientras que el máximo de pico (1), la sobreoscilación (3) y tiempo de estabilización (4) son positivos siendo este último el que tiene un menor valor absoluto en peso de las cinco variables. La gráfica corresponde al PLS de las dos clases, pero se ha observado el mismo comportamiento para los PLS de cada uno de los balones por separado siendo por tanto no relevante el material de los mismos en cuanto a la modelización.

4. Conclusiones

El uso de robots con sensor de fuerza incorporado es cada vez más común. Estos sensores no solo sirven para interactuar con el entorno con valores de par/fuerza determinados, sino que también pueden usarse como sensor táctil intrínseco capaz de estimar la firmeza superficial del objeto contra el que contacta. El modelo propuesto abre futuras aplicaciones para la caracterización de la firmeza de frutos y hortalizas antes de su manipulación robotizada.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada parcialmente por el Programa Investigo convocado por la Conselleria de Innovación, Universidades, Investigación y Sociedad Digital de la Generalitat Valenciana (INVEST/2022/162) en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia - Financiado por la Unión Europea – NextGenerationEU.

Referencias

Bandari, N., Dargahi, J., & Packirisamy, M. (2020). Tactile Sensors for Minimally Invasive Surgery: A Review of the State-of-the-Art, Applications, and Perspectives. *IEEE Access*, 8, 7682–7708. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2962636>

- Blanes, C., Mellado, M., & Beltrán, P. (2016). Tactile sensing with accelerometers in prehensile grippers for robots. *Mechatronics*, 33, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2015.11.007>
- Dahiya, R., Metta, G., Valle, M., & Sandini, G. (2010). Tactile Sensing-From Humans to Humanoids. *IEEE Transactions on Robotics*, 26(1), 1–20.
- Dahiya, R. S., & Valle, M. (2013). Tactile Sensing Technologies. In *Robotic Tactile Sensing* (pp. 79–136). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-0579-1_5
- Fang, S., Yi, Z., Mi, T., Zhou, Z., Ye, C., Shang, W., Xu, T., & Wu, X. (2022). TactONet: Tactile Ordinal Network Based on Unimodal Probability for Object Hardness Classification. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 1–11. <https://doi.org/10.1109/TASE.2022.3200073>
- Girao, P., Ramos, P., Postolache, O., & Dias, J. (2013). Tactile sensors for robotic applications. *Measurement*, 46(3), 1257–1271. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2012.11.015>
- Hasegawa, Y., Shikida, M., Sasaki, H., Itoigawa, K., & Sato, K. (2006). An active tactile sensor for detecting mechanical characteristics of contacted objects. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 16(8), 1625–1632.
- Lee, M. (2000). Tactile sensing: New directions, new challenges. *The International Journal of Robotics Research*, 19(7), 636–643.
- Shikida, M., Shimitzu, T., Sato, K., & Itoigawa, K. (2003). Active tactile sensor for detecting contact force and hardness of an object. *Sensors and Actuators.A, Physical*, 103(1–2), 213–218.
- Yuan, W., Srinivasan, M., & Adelson, E. (2016). Estimating object hardness with a GelSight touch sensor. *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 208–215. <https://doi.org/10.1109/IROS.2016.7759057>
- Yuan, W., Zhu, C., Owens, A., Srinivasan, M., & Adelson, E. (2017). Shape-independent hardness estimation using deep learning and a GelSight tactile sensor. *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 951–958. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2017.7989116>
- Yusoff, H., Masahiro Ohka, Jumpei Takata, Yasuo Nasu, & Mitsuhiro Yamano. (2008). Low force control scheme for object hardness distinction in robot manipulation based on tactile sensing. *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 3443–3448. <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2008.4543737>
- Zhang, Z., Zhou, J., Yan, Z., Wang, K., Mao, J., & Jiang, Z. (2021). Hardness recognition of fruits and vegetables based on tactile array information of manipulator. *Computers and Electronics in Agriculture*, 181, 105959. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2020.105959>