

Diseño e Implementación de herramienta robótica Inteligente para robots de servicios e industria 4.0

Mario Ricardo Arbulú Saavedra
Ingeniería Electrónica
UNAD, Colombia
pinza mario.arbulu@unad.edu.co

Nelson Humberto Zambrano
Tecnología en Automatización Industrial
SENA, Colombia
nzambranoc@sena.edu.co

Manuel Enrique Wagner Mendivelso
Ingeniería Electrónica
UNAD, Colombia
manuel.wagner@unad.edu.co

Orlando Castrillón García
Tecnología en Automatización Industrial
SENA, Colombia
orcastrillong@sena.edu.co

Resumen - Este documento presenta el avance en el trabajo de investigación, en su segunda fase, denominado “Diseño e Implementación de herramienta robótica Inteligente para robots de servicios e industria 4.0”, cuyo objetivo es implementar la manipulación inteligente de objetos con robots seriales. El trabajo consiste en el diseño de un efector final, tipo pinza de tres dedos, para un robot manipulador y la revisión de algunos algoritmos de inteligencia artificial que permitan movimientos autónomos.

Palabras clave— Manipulación inteligente, inteligencia artificial, Machine learning, Deep learning, efector final.

I. MATERIALES Y MÉTODOS

Debido a que se abordará la solución del problema de manipulación flexible inteligente y visual asistida por parte de robots manipuladores, se dividirá la solución en 4 sub-problemas, a modo de reducir la complejidad de la solución global.

El estudio se subdivide en:

1. Evaluación y aplicación de algoritmos de inteligencia artificial, aplicados a manipulación de objetos con robots industriales.

2. Diseño, montaje y puesta en marcha herramienta robótica de 3 dedos
3. Aplicación de algoritmos de inteligencia artificial para manipulación de objetos con herramienta robótica diseñada.
4. Integración herramienta robótica a robot industrial, con visión artificial e inteligencia artificial para tareas de manipulación inteligente en la industria 4.0.

A continuación, se relacionan los elementos teóricos que se emplean en el proyecto:

Se evalúan técnicas como *Machine Learning*, *Depth Learning* y *Reinforcement Learning*, con el objetivo de conseguir que el robot aprenda a manipular objetos de manera autónoma, luego de diversos entrenamientos de distintas configuraciones (Ilustración 1). Se generarán políticas de generación de movimiento a nivel de posición y fuerza[1].

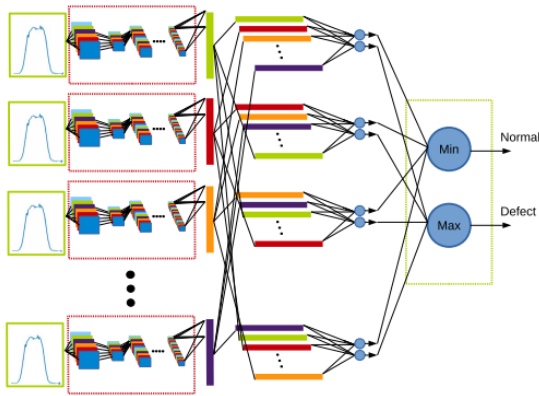


Ilustración 1. Modelo de red de aprendizaje inteligente

II. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Diseño de la herramienta robótica de 3 dedos

Se parte de la premisa de definir especificaciones electromecánicas, para hacer la tarea de agarrar objetos con geometría de sección triangular.

Las restricciones son:

- Sección triangular
- Fricción variable según arista
- Presión de agarre regulable
- Objetos de 400 gramos
- Mecanismo paralelo para falanges
- Tres dedos
- Acople a robot manipulador de laboratorio ScorBot ER 4U
- Integración con inteligencia artificial

Establecidas las restricciones de diseño, se procede a selección de cadena cinemática más adecuada para correcto modelado de movimiento. Luego de esto, se procede al diseño estructural y estimación de pesos e inercias según materiales seleccionados, para desarrollar modelo dinámico empleando la teoría de screws, según se explica a continuación (Fig. 2).

Para proceder a mover el robot, se transforma el movimiento cartesiano, creado en la planificación de movimiento, a movimiento articular del robot; dado que tiene articulaciones rotatorias; para lo cual se desarrollan los modelos cinemático y dinámico del mismo (Figura 1.). Se emplea la teoría de “Screws” que permite simplificar el

análisis, singularidades, cálculos de jacobiano sin derivar; en este caso modelamos la cadena cinemática, con un sistema de Base y otro de la Herramienta, y vectores de dirección en cada articulación del robot.[2]

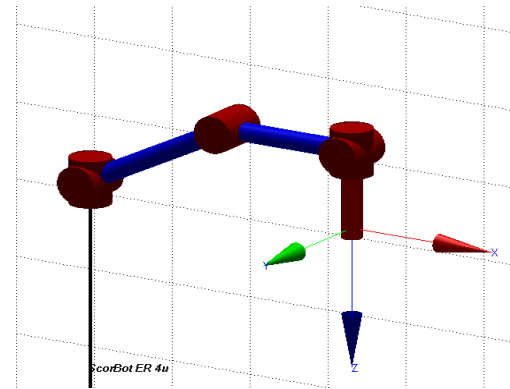


Ilustración 2. Modelo cinemático de ScorBot ER 4u

Con estos vectores de dirección y la posición de los ejes, se crean los “twists”, que permiten aplicar sucesivas transformaciones de rotación y traslación a la configuración inicial del robot. Quedando concatenada la cadena cinemática como muestra la ecuación siguiente, que muestra la cinemática directa:

$$g_{st}(\theta) = e^{\hat{\xi}_1 \theta_1} e^{\hat{\xi}_2 \theta_2} \dots e^{\hat{\xi}_n \theta_n} g_{st}(0) \quad (1)$$

$\hat{\xi}_i$: Twist de articulación i-ésima

θ_i : Angulo de rotación de articulación i-ésima

$g_{st}(\theta)$: Configuración deseada de herramienta

$g_{st}(0)$: Configuración inicial de herramienta

$e^{\hat{\xi}_i \theta_i}$: Matriz exponencial

Donde la matriz exponencial se detalla a continuación:

$$e^{\hat{\xi} \theta} = \begin{bmatrix} e^{\omega \theta} & (I - e^{\omega \theta})(\omega \times v) + \omega \omega^T v \theta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Para la cinemática inversa, se emplean los subproblemas de Paden-Kahan[3], que permiten resolver de manera analítica y cerrada la rotación de las articulaciones del robot, para una configuración de la herramienta determinada.

Se describen a continuación los Subproblemas de Paden-Kahan.

Subproblema 1: Rotación en torno a un eje simple

Dados el “twist” \mathcal{E} sin rotación pitch con magnitud unitaria, y p, q dos puntos. Calcular θ que satisfaga (Ilustración 3):

$$e^{\hat{\xi}\theta} p = q \quad (3)$$

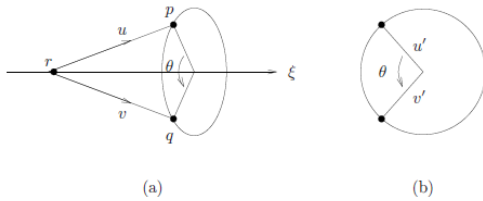


Ilustración 3. Sub problema Paden-Kahan 1

$$\theta = \text{atan2}(\omega^T(u' \times v'), u'^T v') \quad (4)$$

Subproblema 2: Rotación en torno a dos ejes sucesivos

Dados los “twists” $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2$ sin rotación pitch, de magnitudes unitarias cuyas direcciones se interceptan, y los puntos p, q . Calcular θ_1 y θ_2 tal que (Ilustración 4.):

$$e^{\hat{\xi}_1\theta_1} e^{\hat{\xi}_2\theta_2} p = q \quad (5)$$

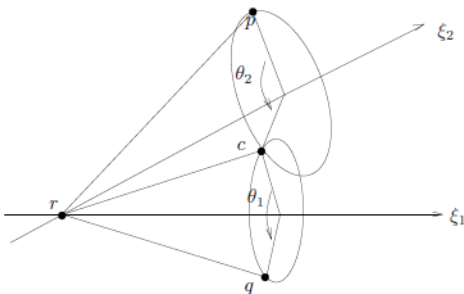


Ilustración 4. Sub problema Paden-Kahan 2

$$e^{\hat{\xi}_2\theta_2} p = c = e^{-\hat{\xi}_1\theta_1} q \quad (6)$$

Subproblema 3. Rotación hasta una distancia determinada

Dados el “twist” \mathcal{E} sin rotación pitch, de magnitud unitaria, y los puntos p, q ; y δ un número positivo que representa una distancia. Calcular θ tal que (Ilustración 5.):

$$\|q - e^{\hat{\xi}\theta} p\| = \delta \quad (7)$$

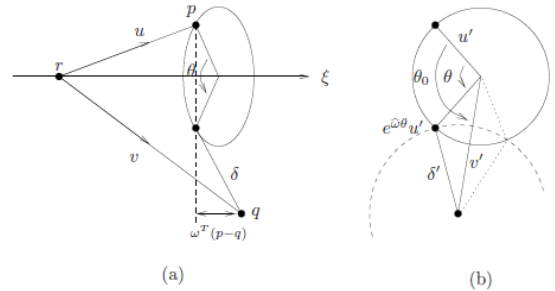


Ilustración 5. Sub problema Paden-Kahan 3

$$\theta = \theta_0 \pm \cos^{-1} \left(\frac{\|u'\|^2 + \|v'\|^2 - \delta'^2}{2\|u'\|\|v'\|} \right) \quad (8)$$

Para el modelo dinámico, se emplea la notación del Lagrangiano, y con esto se desarrolla la dinámica inversa, es decir, los torques de cada articulación en función de la posición, velocidad y aceleración angular de cada articulación del robot, y permite desarrollar un control más preciso del movimiento del robot, que tiene en cuenta la masa e inercia del robot.

$$L(q, \dot{q}) = T(q, \dot{q}) - V(q) \quad (9)$$

$$L(\theta, \dot{\theta}) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n M_{ij}(\theta) \dot{\theta}_i \dot{\theta}_j - V(\theta) \quad (10)$$

$$\sum_{j=1}^n M_{ij}(\theta)\ddot{\theta}_j + \sum_{j,k=1}^n \left(\frac{\partial M_{ij}}{\partial \theta_k} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{kj}}{\partial \theta_i} \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \right) + \frac{\partial V}{\partial \theta_i}(\theta) = \Upsilon_i \quad (11)$$

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + N(\theta, \dot{\theta}) = \tau \quad (12)$$

Evaluación de algoritmos de inteligencia artificial.

Se aplican técnicas de inteligencia artificial de manera que la herramienta diseñada es capaz de decidir la mejor forma de agarrar objetos de diferentes geometrías para su posterior traslado, por ejemplo, con sección triangular, (Ilustración 6).

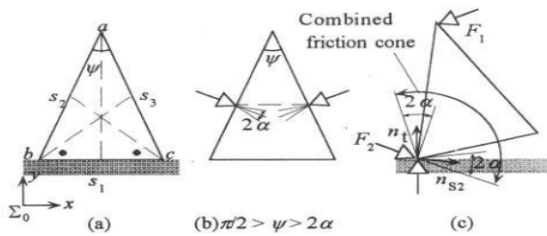


Fig.2: A triangle object

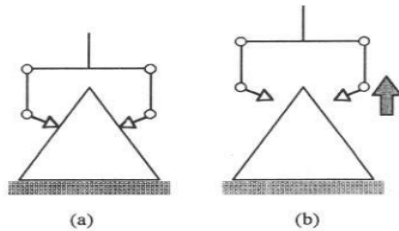


Ilustración 6. Analizando mejor forma de agarre de objeto de sección triangular. (Kaneko, M. et. al 1998)

El sistema implementado se muestra en la Ilustración 7. Y cuenta con diversas capas de operación: Inteligencia artificial, Visión artificial, manipulación. [4]

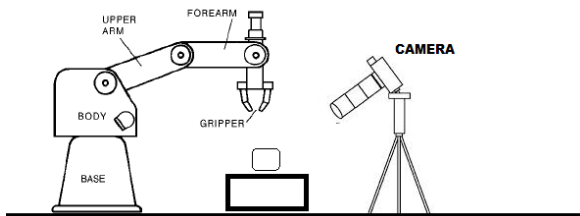


Ilustración 7. Manipulación asistida por cámara

La localización del objeto se realiza desde una cámara exterior al robot manipulador. Una vez identificado, se procede a hallar su centroide. Posteriormente, localizado el objeto, se generará una trayectoria cartesiana para que la herramienta del manipulador, se aproxime al objeto y lo agarre de manera autónoma. Esta trayectoria, debe cumplir con las siguientes restricciones:

- Debe contener 4 partes: aproximación, agarrar objeto, desplazamiento de objeto a posición requerida, dejar objeto en posición requerida, retorno a posición de reposo
- Continua
- Libre de colisiones externas e internas
- Velocidad aceptable

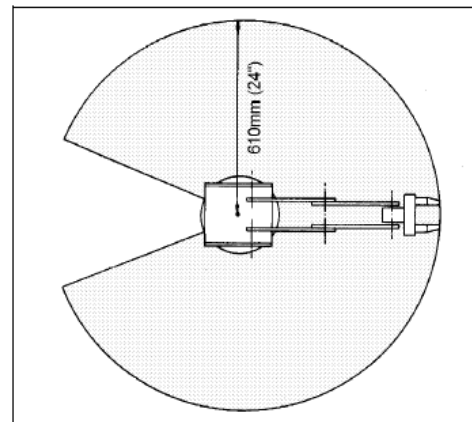


Ilustración 8. Espacio de trabajo de Robot manipulador

Para planear la trayectoria de movimiento del robot, se tiene en cuenta que siempre esté dentro del espacio de trabajo del robot (Ilustración 8.), que lo encontramos en las especificaciones técnicas del mismo.

Empleando como entrada la referencia de posición del objeto a manipular, se planifica la trayectoria cartesiana hasta este objeto, libre de obstáculos, empleando algoritmos de planificación de movimiento con la estrategia RRT (Randomly exploring Random Tree), que permite rápidamente obtener una trayectoria de la herramienta del robot [5].

Evaluación de algoritmos de inteligencia artificial, empleando Machine Learning (ML).

En esta etapa, se revisan algoritmos de ML que emplearemos para la tarea global de manipulación inteligente. Con esto, se consigue que el manipulador desarrolle tareas sin ser programadas, en este caso, la tarea de manipulación de objetos. Aplicaciones son desarrolladas por N. Bredeche, [6], E. Moreira,[7].

En la primera, se hace una revisión del aprendizaje con percepción visual, y se aplican a navegación de robots. Se aborda el problema inspirándose en los mecanismos biológicos de aprendizaje por percepción, que se pueden emplear para construir operadores eficientes de bajo nivel que se relacionan con datos del mundo real. La aplicación se emplea para aprender cómo identificar objetos en el entorno del robot (Ilustración 9).

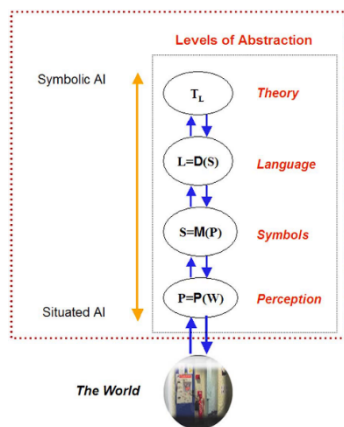


Ilustración 9. Modelo KRA (Representación de conocimiento por Abstracción)

En la segunda, se desarrolla una arquitectura para evaluar operaciones de agarre de robots manipuladores, ejecutadas por robots industriales. Se emplean en cascada los algoritmos de ML: kNN y SVM, los cuales emplean información de los sensores de fuerza de 6 ejes situados en la herramienta de agarre.

La capa de visión artificial, basada en Filtro de Sobel, detección de bordes y dilatación, ha sido probada en los resultados previos de

investigación [8], que permite detectar la posición y orientación de distintos objetos, como se muestra en la Ilustración 10.

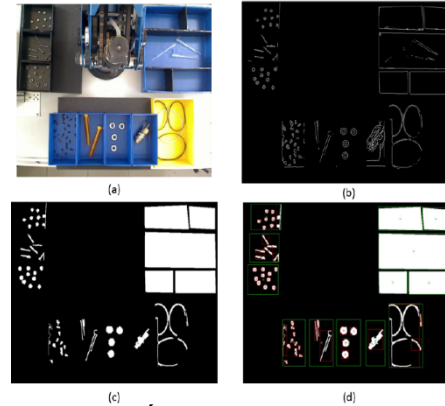


Ilustración 10. (a) Área de trabajo de imagen RGB, (b) Imagen obtenida con Filtro de Sobel, c) Relleno de agujeros y dilatación, d) Objetos etiquetados y ubicación de centroides.

En esta nueva etapa de investigación, se han probado algoritmos de machine learning para la identificación de objetos dentro de un espacio de trabajo. Las figuras seleccionadas han sido arandelas (Ilustración 11), tornillos y motores DC, elementos de pequeño tamaño, similares a los empleados en las pruebas de la etapa inicial, que serían manipulados por la herramienta de 3 dedos (Ilustración 12).



Ilustración 11. Imagen de una arandela, de la cual se extrajeron sus características

Para un conjunto de imágenes de arandelas se han obtenido un total de 6 967 296 características.

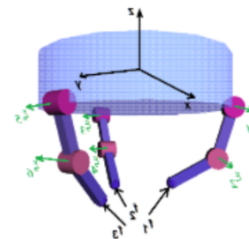


Ilustración 12. Herramienta de tres dedos propuesta para ajustarla al efector final del robot manipulador

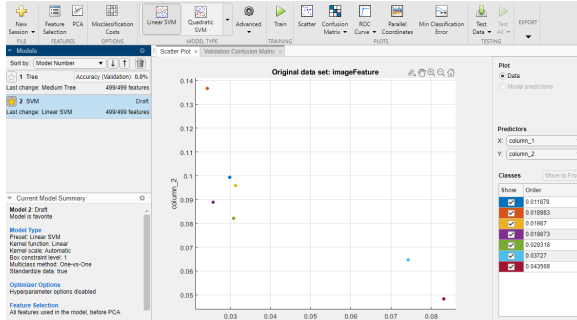


Ilustración 13. Modelado en Support Vector Machine (SVM)

El algoritmo que mejor responde a la identificación del objeto es el de Support Vector Machine (SVM), aunque tan solo se obtuvo 33% de precisión en el modelo, por lo que no es la mejor opción para la identificación de los objetos, tal como se evidencia en la curva ROC (Ilustración 13, 14).

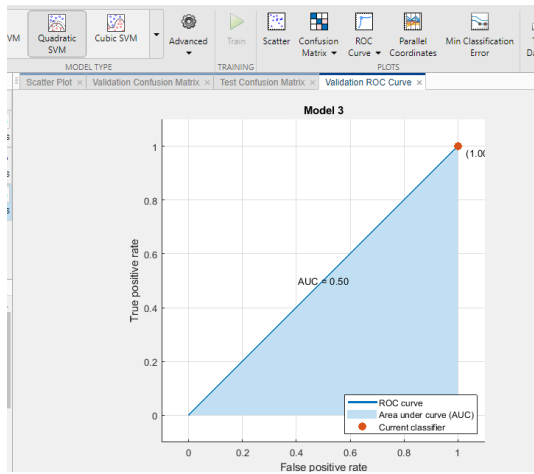


Ilustración 14. Curva ROC del modelo Support Vector Machine (SVM)

III. CONCLUSIONES

La identificación de objetos dentro de un espacio de trabajo se logra de mejor forma, mediante la utilización de modelos de Deep learning.

REFERENCIAS

- [1] Francisco Algaba de la Vieja, “Coordinación entre brazo robótico y cámara usando Deep Reinforcement Learning,” Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, 2017.
- [2] M. Cardona, “Análisis Cinemático del Robot RV-3SB de Mitsubishi Utilizando la Teoría de Screws,” pp. 1–8, 2013.
- [3] E. Martínez-Berti, A. J. Sánchez-Salmerón, and C. Ricolfe-Viala, “Dual quaternions as constraints in 4d-dpm models for pose estimation,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 8, 2017, doi: 10.3390/s17081913.
- [4] D. De, “Tecnología y Productividad,” vol. 5, no. 5, 2019.
- [5] M. F. Faizi, “Planificación De Trayectorias Para El Robot Motoman Usando Tecnología Kinect,” *Robotica*, vol. III, pp. 224–234, 2018.
- [6] Louis Hugues Nicolás Bredeche, “Simbad: un paquete de simulación de robots autónomos para la educación y la investigación,” 2006.
- [7] C. G. P. M. M. P. L. C. C. V. P. Moreira, “SPIDERobot: un sistema de cable-robot para la construcción in situ en arquitectura,” 2016.
- [8] K. H. Mario arbulú, Paola Mateus, Manuel Wagner, “Industria 4.0, Enfoque de selección asistida visual inteligente,” 2018.