

# División del espacio de trabajo en regiones para el alcance autónomo de un brazo robótico

(Recibido: 28/04/2016; Aceptado: 11/07/2016)

Armenta-Valadez, A.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidad Politécnica de Cartagena

Teléfono: 968 32 53 92

Email: aav4@alu.upct.es

**Resumen.** *El presente artículo consiste en el estudio de un algoritmo bio-inspirado, que en combinación con una segunda etapa, hará posible que un brazo robótico aprenda a alcanzar un objeto resolviendo el problema de la redundancia cinemática (capacidad de alcanzar un punto en el espacio con distintas configuraciones articulares). Los humanos resolvemos dicho problema mediante el aprendizaje de nuestros movimientos desde niños. Con el desarrollo de un mapa autoorganizado y una red neuronal de base radial, se espera dotar al sistema robótico de el autoaprendizaje de movimientos que además le permita desenvolverse en un entorno 3D dinámico y desconocido.*

**Palabras clave.** *alcance; brazo robótico; mapa autoorganizado.*

**Abstract.** *This article is the study of a bio-inspired algorithm, which in combination with a second stage, will allow a robotic arm learn to reach an object by solving the problem of kinematic redundancy (the ability to reach a point in space with different joint configurations). Humans resolve this issue by learning movements since childhood. With the development of a self-organizing map and radial basis function network, it is expected to provide the robot with a self-learning system that permit functional movement, in addition allow it to handle oneself in an unknown, dynamic and 3D environment.*

**Keywords.** *reaching ;robotic arm; self-organizing map .*

## 1. Introducción

Aunque la robótica industrial surgió hace más de 6 décadas, aplicarla fuera de este mercado hasta llegar a la robótica de servicios requirió ciertos desarrollos tecnológicos. En la literatura de ciencia ficción los robots de servicio han sido protagonistas de historias que todos soñamos tener en casa, sin embargo los "robots" caseros disponibles en el mercado son la termomix y un aspirador "inteligente", así que la pregunta que viene a la mente es: ¿por qué es tan complicado desarrollar robots de servicios? Se debe a las características del entorno en el que los robots deben desenvolverse; un entorno 3D desconocido y dinámico donde el robot debe aprender a orientarse sin ser programado y a compartir este espacio con humanos, mascotas y hasta otros robots; y donde debe actuar con seguridad, por lo que la complejidad del sistema se vuelve excesiva, ya que hay gran cantidad de variables de entrada y de salida [6].

Estos robots deben realizar varias tareas sin necesidad de ser reprogramados y sin tener que modificar su efector final. Esto se facilita con soluciones bioinspiradas en una mano humana, por su capacidad de agarre y manipulación de objetos. La mano humana cuenta con más de 20 grados de libertad; que son aumentadas en 6 grados más si consideramos el brazo que la sostiene para formar un sistema de alcance-agarre

Todas estas características justifican los trabajos de investigación que intentan dotar a estos robots de un mayor grado de inteligencia (razonamiento) y percepción [3] .

Dentro de los sistemas bio-inspirados se encuentran las redes neuronales artificiales, que, basadas en el sistema nervioso humano, intentan imitar la forma en que el cerebro adquiere el conocimiento por medio de procesos de aprendizaje, y donde la fuerza con que están interconectadas las neuronas (pesos sinápticos) se utilizan para almacenar la información [5].

Este trabajo se basa en la propuesta de Beltrán [1,2], que divide la tarea de alcance en 2 etapas: una primera que divide el espacio de trabajo en  $c$  zonas y una segunda que implementa un modelo cinemático inverso asociado a cada una de las  $c$  zonas, usando una red de base radial. Este artículo se centra en la primera de las etapas, utilizando un modelo basado en el mapa autoorganizado o SOM que presentó originalmente T. Kohonen en 1982 [4].

### 1.1. Mapas Autoorganizados

El modelo implementado utiliza este tipo de mapas para dividir el espacio de trabajo, por medio del aprendizaje autónomo, en  $c$  regiones. La red toma como entrada las coordenadas (pos)  $x,y,z$  para un número  $m$  de posiciones alcanzables por el robot

dentro de su espacio de trabajo, creadas aleatoriamente, y tiene como salida las coordenadas de los centros de las  $c$  regiones en que se divide el espacio de trabajo, que permitirán clasificar cualquier posición del robot en un número  $c$  de clases de datos (Figura 1).

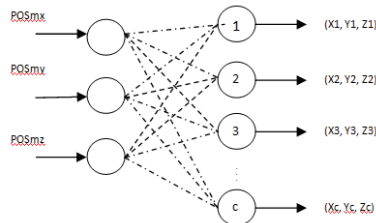


Fig. 1. Mapa Autoorganizativo.

Por medio de un algoritmo LVQ las neuronas tienen un aprendizaje competitivo, es decir, solamente la neurona correspondiente a la clase con el centro más próximo al dato de entrada es actualizada. La neurona ganadora se determina con el valor mínimo obtenido de la distancia euclídea de cada uno de los centros de las clases respecto al dato de entrada. Las posiciones de los centros geométricos iniciales de cada región son creados de forma aleatoria.

La actualización de la posición del centro correspondiente a la neurona ganadora vendrá dado por las expresiones:

$$\begin{bmatrix} \Delta X_c \\ \Delta Y_c \\ \Delta Z_c \end{bmatrix} = f_c \cdot \begin{bmatrix} POS_{mx} - X_c \\ POS_{my} - Y_c \\ POS_{mz} - Z_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_c - \Delta X_c \\ Y_c - \Delta Y_c \\ Z_c - \Delta Z_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

En este trabajo se ha evaluado la influencia de los siguientes parámetros que condicionan la clasificación de las coordenadas de posiciones, sobre el resultado de la clasificación: factor aprendizaje ( $f_c$ ), número de centros ( $c$ ) y número de muestras ( $m$ ).

## 2. Sistema robótico

El robot de 6 grados de libertad utilizado para implementar la red neuronal es el diseñado por la empresa Robotnik Automation SSL, formado a partir de seis servoaccionamientos modulares PowerCube de Schunk, que se comunican con el ordenador a través de un bus CAN (Figuras 2 y 3).



Fig. 2. Brazo Robotnik y área de trabajo .



Fig. 3. Brazo Robotnik y área de trabajo (vista superior).

### 2.1. Delimitación del espacio de trabajo

Como se puede observar en las figuras 2 y 3, el brazo robótico está montado en un "tronco" de acero, simulando la configuración del brazo humano, enfrente de una mesa. Por ello, las distancias máximas y mínimas dependen del alcance del robot en la superficie de la mesa. El centro de origen se considera que está en el centro de la unión del brazo con el tronco.

## 3. Posiciones aleatorias

Las posiciones aleatorias que sirven de base para el proceso de entrenamiento de la red se han calculado a partir de ángulos aleatorios de las 5 primeras articulaciones del robot. A partir de esos datos, y utilizando la Toolbox Robotics 7.1 de Peter I. Corke para Matlab 2010b, se obtiene la correspondiente posición del efector. En el modelo desarrollado de Beltrán se utilizan 4 grados de libertad correspondientes al hombro y al codo, pero para este trabajo se decidió integrar un grado más, correspondiente a la muñeca, dejando libre la articulación rotacional en el eje  $z$ , con la intención de que este último ayude a colocar la mano en la configuración más adecuada para el agarre.

Para calcular estas posiciones se crearon números aleatorios, limitados por los valores máximo y mínimo recomendados por el fabricante para cada articulación, creando variables que representan los ángulos de las cinco articulaciones. Estos ángulos pueden ser negativos o positivos, por lo que hay 32 posibles configuraciones en las articulaciones. De esta forma, se crea un banco de datos de 5 valores  $\theta$ , que se usan, utilizando la librería robotics y la función fkine de la Toolbox antes comentada, para la obtención de las coordenadas cartesianas de la posición final del efector a la altura de la muñeca. Por último, se ha utilizado un filtro de posiciones "deseadas"; para que solo se registren las posiciones finales que están dentro del área de trabajo elegida.

Tabla 1.

c	No. de centro	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
3	Datos de la muestra clasificados	10280	9557	5163																						
	Pesos actualizados	8951	8246	7803																						
25	Datos de la muestra clasificados	0	2107	2087	0	0	0	1876	669	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Pesos actualizados	2	1637	1538	244	689	183	1518	1148	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

### 4. Resultados Obtenidos

Se fijó el número de muestras  $m=25.000$  y el número de centros  $c=8$ , y se realizaron simulaciones con diferentes valores para el factor de aprendizaje  $fc$  (0.1; 0.01 y 0.001). Cuando  $fc=0.1$ , los valores de las coordenadas finales salen del área de trabajo y la red clasificaba a todas las posiciones de la muestra en la misma clase. Con  $fc= 0.001$  las coordenadas finales de los centros estaban repartidas en un área menor a la estipulada. Para  $fc=0.01$ , los centros abarcaban el área de trabajo adecuado y permitió a la red clasificar los datos en los diferentes centros. (Figura 4)

Para determinar el número de centros ( $c$ ) óptimo, se tomaron los valores  $fc=0.01$  y  $m=25.000$ . Para  $c=25$ , como se puede notar en la tabla 1, algunos centros no contienen ningún elemento de la muestra y nunca se actualizan. Para  $c=3$  se nota una división uniforme, pero las regiones son pocas y esto podría afectar el buen funcionamiento de la siguiente red neuronal de base radial que controla la cinemática inversa del robot. Como en varias pruebas con  $c=25$  se utilizaban 8 centros, se decidió dejar  $c=8$  (Figura 5)

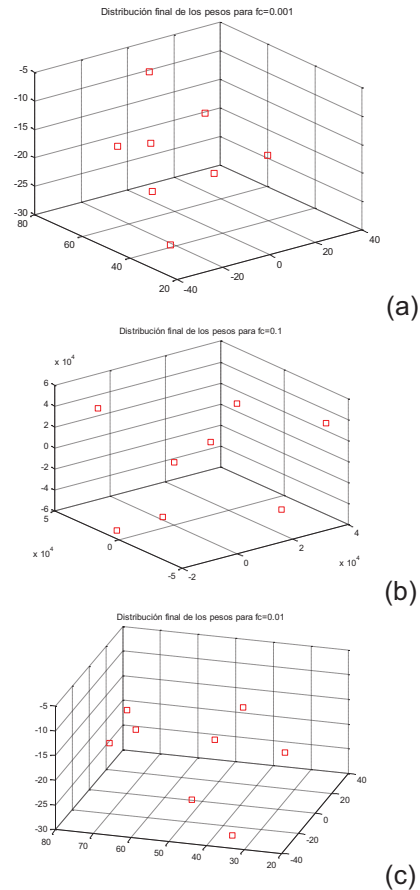


Fig. 4. Posiciones finales para  $fc=0.1$ (a),  $fc=0.001$ (b) y  $fc=0.01$ (c).

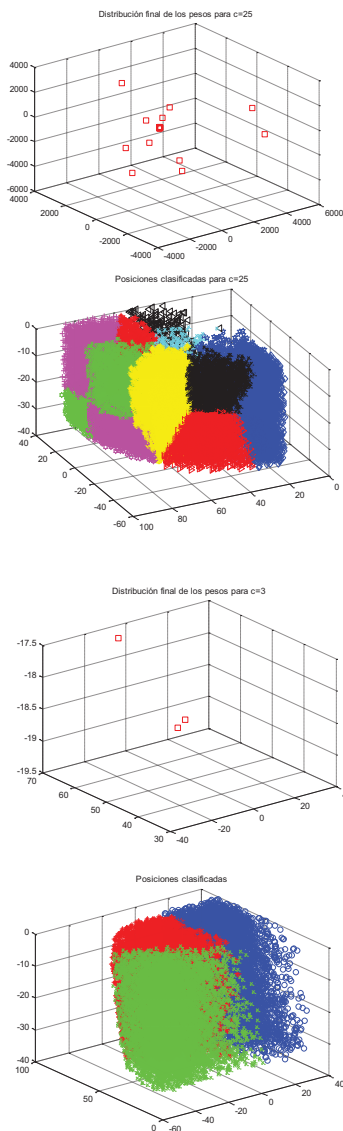


Fig. 5. Posiciones finales de los centros y posiciones clasificadas para  $c=25$  y  $c=3$  (c).

### 3. Conclusiones

Para que las coordenadas de los centros de las regiones estén mejor ubicadas y distribuidas en el espacio de trabajo seleccionada, se observó que el valor óptimo a utilizar para el factor de aprendizaje es  $fc=0.01$ .

El número de centros  $c$  propuesto para el brazo Robotnik con el área de trabajo descrita es 8; aunque este valor deberá evaluarse nuevamente después de que se lleve a cabo la segunda red neuronal de base radial encargada de relacionar los ángulos y las posiciones (cinemática inversa) del sistema robótico. Como trabajo futuro, será interesante analizar la relación existente entre el cálculo de la cinemática inversa y el número de centros.

En cuanto al número de muestras  $m$ ; inicialmente se propuso  $m=25,000$ , pero se observó que este número

era excesivo, ya que a partir de un número anterior ya se puede observar el comportamiento que tendrá la red. Por ello se hicieron algunas simulaciones con  $m=5,000$ , obteniendo una división homogénea del espacio de trabajo en los 8 centros. Se propone como trabajo futuro seguir estudiando el número de la muestra óptima, generando subconjuntos de la muestra inicial de 25,000 posiciones aleatorias y analizar las diferencias con los diferentes valores de entrada a la red. Este estudio será de mayor interés cuando se haga de la fase de alcance completa.

### Referencias

- [1] Beltrán-Blanco M., Molina-Vilaplana J., Muñoz-Lozano J.L., López-Coronado J. (2010) "Neurohand. A neural learning for grasping", in Emerging Trends in Mobile Robotics - 13th International Conference on Climbing and Walking Robots and the Support Technologies for Mobile Machines.
- [2] Beltrán-Blanco M., Molina-Vilaplana J., Muñoz-Lozano J.L., López-Coronado J. (2010) "Neurohand. A neural learning for grasping" CLAWAR.
- [3] Cutkosky M., (1984) "Mechanical properties for the grasp of a robotic hand," Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Technical Report CMU-RI-TR-84-24.
- [4] Kohonen T. (2001) "Self-organizing maps". Information Sciences. Springer. Third edition , vol. Third.
- [5] Luo R.; Kay M.G. (1989) "Multisensor integration and fusion in intelligent systems," Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions, vol. 19, no. 5, pp. 901-931.
- [6] Morales A., Asfour T., Azad P., Knoop S., Dillmann R., (2006) "Integrated grasp planning and visual object localization for a humanoid robot with five-fingered hands," in IEEE Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, pp. 5663–5668.