

ANÁLISIS DE PARÁMETROS DE APRENDIZAJE DE UN MODELO DE HIPERPLANOS RBF PARA COORDINACIÓN SENSO-MOTORA

Juan Luis Pedreño Molina
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad Politécnica de Cartagena, Juan.Pmolina@upct.es

Antonio Guerrero González
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad Politécnica de Cartagena, Antonio.Guerrero@upct.es

Antonio Candel Ruiz
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad Politécnica de Cartagena

Juan López Coronado
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad Politécnica de Cartagena, JI.Coronado@upct.es

Resumen

El objetivo del presente artículo se centra en la realización de un análisis de error y convergencia de un modelo de identificación no lineal basado en las redes HRBF (Hyperplane Radial Bases Functions), y su posterior implementación en una plataforma robótica para coordinación senso-motora en procesos de agarre guiados por el tacto. Uno de las principales características de este algoritmo es el número de parámetros que pueden ser aprendidos adaptativamente. El estudio realizado y los resultados obtenidos han permitido la optimización del este algoritmo neuronal en una plataforma real formada por un sistema brazo-pinza y un dispositivo de adquisición táctil.

Palabras Clave: Identificación no lineal, sistemas adaptativos, convergencia, robótica de agarre, percepción táctil.

1 INTRODUCCIÓN

En sistemas robóticos, un desarrollo eficiente de las tareas de agarre y manipulación permite conseguir que procesos de ensamblaje, elevación y transporte de objetos se lleven a cabo con altos valores de precisión. A través del análisis de las configuraciones articulares con las que manos humanas desarrollan tareas de agarre, se deduce que una vía para conseguir alta precisión en la manipulación de objetos con sistemas artificiales es la implementación de adecuados algoritmos de control.

La posición final deseada es aquella en que el brazo robot se articula de manera que los dedos de la mano o de la pinza sujeten el objeto a manipular por su posición central. Así pues, el objetivo final será la consecución y, posterior optimización del agarre centrado. La correcta manipulación del objeto exige del agarre, además, las siguientes propiedades:

- Destreza, como capacidad de los dedos para adquirir una configuración que garantice la calidad del agarre.
- Equilibrio de fuerzas y momentos sobre el objeto, de modo que se ejerzan fuerzas de agarre óptimas.
- Estabilidad, como la propiedad que habilita al sistema para soportar cargas externas sin que se perturbe el proceso de agarre.
- Comportamiento dinámico adecuado del sistema articulado con el que se efectúa el agarre.

Es claro, por tanto, que la consecución de un agarre con estas características constituye un concepto fundamental tanto en el ámbito de la robótica industrial como en el de las aplicaciones domésticas. De los múltiples modelos que pueden ser utilizados para conseguir que un brazo robot realice agarres centrados, este estudio se centrará en aquellos que se caractericen por ser adaptativos y emulen el comportamiento humano en las tareas de manipulación. Las razones que motivan este criterio de selección quedan expuestas a continuación.

Una razón que motiva este criterio de selección es el conocimiento previo del entorno de trabajo. Cuando es perfectamente conocido e invariable, los sistemas

responsables habitualmente están implementados según procesos automatizados. En este tipo de sistemas, cualquier cambio en las condiciones de trabajo supone un nuevo proceso de análisis y calibración mediante el cual sea posible la adaptación del sistema a las nuevas condiciones. Sin embargo, no siempre los sistemas robóticos han de operar en entornos fijos. Son múltiples las ocasiones en las que se requiere del sistema una capacidad de adaptación frente a cambios en condiciones de trabajo que pueden implicar un alto grado de no linealidad.

En estos casos, el correcto desempeño de las tareas mencionadas resulta imposible empleando exclusivamente herramientas de control clásico. Por este motivo se plantean los algoritmos basados en redes neuronales como vía para lograr la adaptabilidad del sistema frente a variaciones en las tareas a realizar o en el entorno en el que se llevan a cabo los procesos de agarre.

Existen estudios neurobiológicos [3] que demuestran que el sistema nervioso humano otorga una prioridad mayor al sistema de percepción táctil que al visual en procesos de agarre y manipulación de objetos, debido a la característica activa y de proximidad en la percepción cutánea.

Por este motivo, en este trabajo se ha utilizado la información visual exclusivamente para posicionar de manera aproximada el objetivo, efectuándose el agarre a partir únicamente de la información dada por sensores táctiles. Teniendo en cuenta esta premisa, se parte de la hipótesis de que en seres humanos y animales, la representación interna de la posición, forma y textura de los objetos a manipular se establece mediante una adecuada proyección de la información dada por los órganos del sistema táctil sobre el espacio de las articulaciones motoras. En el caso concreto de los seres humanos, Jean Piaget [6] demostró en 1976 que los recién nacidos aprenden las relaciones entre los espacios visual-táctil y motor por repetición de ciclos acción-percepción, en los que se genera la información asociativa. Éste será un concepto tenido en cuenta durante el entrenamiento de la red neuronal empleada en establecer el mapa entre los espacios táctil y motor del brazo robótico utilizado, ya que a través de un proceso de reducción de una función del coste se obtienen los pesos sinápticos que resuelven la relación entre ambos espacios.

El espacio táctil en garras robóticas se obtiene a partir de la información proporcionada por sensores de fuerza integrados. Esta información constituirá la base de la arquitectura de control del brazo robótico. El espacio motor queda integrado a partir de la configuración articular mediante la que el objeto queda posicionado en el centro de la pinza robot.

El análisis anteriormente expuesto, nos ha guiado a la consecución de dos objetivos fundamentales. Por un lado la implementación de un modelo no lineal de mapeo táctil-motor basado en las redes HRBF desarrolladas por Guenther [2] y cuyas expresiones aplicadas a los procesos de guiado táctil fueron derivadas y desarrolladas en [4]. Por otro lado, el análisis y optimización de dicho algoritmo a partir del comportamiento de las curvas de error y convergencia del modelo, tanto en plataformas simuladas como experimentales. Los resultados obtenidos mejoran la precisión del modelo presentado en [5] para resolver este mismo problema a partir de modelos de proyección lineal.

2 CONTROL ADAPTATIVO

Las limitaciones de las herramientas de control clásico para operar en sistemas no lineales y el cada vez mayor interés en desarrollar robots cuyas formas, modelos de aprendizaje y comportamiento se asemejen a los humanos, son razones que explican el empleo de arquitecturas neuronales en el control de brazos y manos robot.

En el ámbito del desarrollo de tareas de manipulación y agarre, son las características de los sistemas concretos a los que se aplican y, en mayor medida, el modo de plantear el problema los elementos que determinan el modelo de control a utilizar. En lo que a la manera de enfocar el problema se refiere, las vías de investigación actuales son las siguientes:

1. Considerar el problema del agarre centrado como el de obtener la relación entre el espacio visual-táctil y el espacio motor, de modo que una vez establecida esa relación, ante un determinado patrón visual/táctil, el sistema sea capaz de posicionar el brazo de forma que el objeto quede en la posición relativa deseada con respecto al efector final del brazo robot.
2. Diseñar herramientas neuronales que permitan un control óptimo de la tarea de llevar el objeto a la posición deseada a través de la realimentación de señales sensoriales.

Desde el primer punto de vista, si se dispone de suficiente información como para establecer un sistema supervisado, los modelos neuronales basados en redes RBF se plantean como una alternativa adecuada para solucionar el problema. Otra opción es el empleo redes MLP (*Multilayer Perceptron*). En otro caso se ha de acudir a la utilización de arquitecturas que permitan la implementación de modelos de aprendizaje no supervisado, como pueden ser las redes de Kohonen [1].

Mediante la utilización de redes RBF queda resuelta la interpolación local de funciones no lineales. En el presente trabajo, la alternativa considerada ha sido la de plantear la resolución de la regresión mediante redes HRBF, que derivan de las RBF.

El uso de redes neuronales como controladores en lazos de control cerrado, figura 1, es una consecuencia lógica del análisis del comportamiento humano. En él, el cerebro se constituye como un elemento capaz de controlar varios miles de actuadores (fibras musculares) en paralelo, en circunstancias de alta no-linealidad y en presencia de ruido.

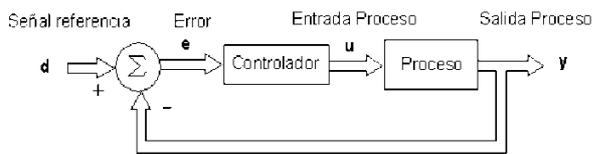


Figura 1. Modelo de control de un sistema sensorio-motor realimentado

3 CARACTERÍSTICAS DEL MODELO HRBF

El modelo HRBF, al igual que los modelos basados en arquitecturas neuronales RBF, permite resolver el problema de la cinemática inversa en sistemas robóticos estableciendo un mapeado mediante el que se relacionan los espacios entrada (datos proporcionados por sistemas de visión o por sensores táctiles, como en este caso) y salida (ángulos de giro de las articulaciones con los que el brazo robot se posiciona en la localización deseada).

El modelo HRBF se inscribe en el conjunto de aproximadores universales del que forman parte los algoritmos neuronales basados en funciones de activación radial. Esto quiere decir que mediante el empleo de cualquiera de estos modelos se puede obtener la relación de transformación entre dos espacios q y X cualesquiera. Sin embargo, el uso del HRBF presenta una serie de ventajas que motivan su utilización y que se describen a continuación.

- Por tratarse de un método iterativo, el costo computacional es menor que en los algoritmos clásicos basados en el cálculo de la inversa del jacobiano.
- En HRBF, el aprendizaje se centra en los pesos característicos de las funciones básicas presentes en los distintos planos neuronales aunque, debido a la adaptabilidad del modelo, se pueden incorporar algoritmos para el aprendizaje de

otros parámetros que pueden ser críticos. Esta facilidad de adaptación redundará en una pronta convergencia hacia valores mínimos del error.

- Se trata de un algoritmo altamente no lineal, con lo que la resolución del problema de regresión está garantizada para cualquier tipo de función, empleando un número reducido de patrones de entrenamiento.
- Además, en HRBF no es tan crítica la colocación inicial de las redes en segmentos bien definidos del espacio como en otros modelos neuronales de mapeado.
- La formación de subredes neuronales constituidas en hiperplanos espaciales mejora la precisión de la salida del sistema.
- A diferencia de las redes RBF, en este modelo cada patrón de entrada posee una matriz de pesos neuronales específica.

4 REPRESENTACIÓN, FASES DEL ALGORITMO Y EXPRESIONES ADAPTATIVAS

De forma general, la ecuación general que relaciona los espacios de entrada X y salida q viene dada por:

$$\Delta q = G(q) \cdot \Delta x \quad (1)$$

La matriz de identificación no lineal $G(\theta)$ se obtiene a partir de un cálculo de distancias euclídeas a las funciones básicas definidas en cada subred, tal y como se representa en la figura 2.

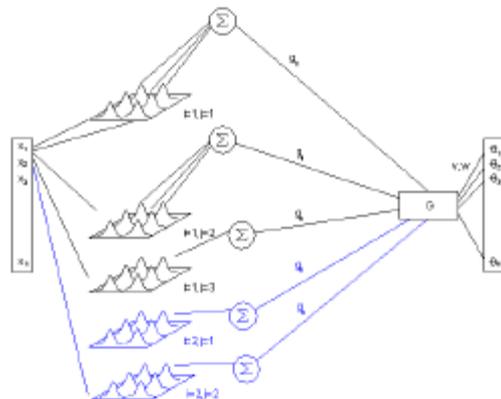


Figura 2. Representación gráfica del cálculo de la matriz de identificación

En la expresión (1), $\Delta \theta$ y ΔX son vectores de dimensiones $mx1$ y $nx1$ respectivamente.

La matriz G está formada por m filas y n columnas y representa la estimación de la inversa del Jacobiano en cada punto. Por cada elemento de la matriz G (g_{ij}) se define una red neuronal en la que se ubican las funciones básicas. Estas funciones son gaussianas de centro μ_{ijkl} y desviación σ_{ijkl} . Los elementos de la matriz G responden a la expresión:

$$g_{ij} = \sum_k \left(\frac{A_{ijk}}{\sum_k A_{ijk}} \right) \cdot \left(v_{ijk} + \sum_l c_{ijkl} \cdot w_{ijkl} \right) \quad (2)$$

El número de redes neuronales del modelo es el mismo que el de elementos de G , por lo que los subíndices corresponden al par ij para denotar filas y columnas respectivamente. El parámetro l define la coordenada de dimensión espacial. Cada función básica queda definida por su centro (distancias a tantos ejes como dimensiones tenga el espacio en que nos encontremos) y sus desviaciones típicas en cada dimensión.

Durante la fase de entrenamiento, al aplicar un valor de entrada al modelo, las funciones básicas de las redes se activan de acuerdo a la distancia entre el patrón de entrada y la posición de los centros de dichas funciones, como se aprecia en la expresión (3). La activación queda calculada mediante la expresión (4).

$$c_{ijkl} = \frac{x_l - \mathbf{m}_{ijkl}}{\mathbf{s}_{ijkl}} \quad (3)$$

$$A_{ijk} = e^{-\sum c_{ijkl}^2} \quad (4)$$

El aprendizaje tiene lugar haciendo variar los pesos característicos (w_{ijkl} y v_{ijk}) de cada función básica según el método del gradiente descendente, de manera que disminuya la diferencia entre el valor calculado por el modelo Dq_i y el valor real conocido Dq_{Bi} para cada componente i . Dichas relaciones son expresadas a continuación:

$$\Delta v_{ijk} = -2\mathbf{a} \cdot (\Delta q_{Bi} - \Delta q_i) \cdot \Delta x_j \cdot h_{ijk} \quad (5)$$

$$\Delta w_{ijkl} = -2\mathbf{a} \cdot (\Delta q_{Bi} - \Delta q_i) \cdot \Delta x_j \cdot (h_{ijk} \cdot c_{ijkl}) \quad (6)$$

Particularizando para un proceso de agarre con una pinza robot con dos superficies táctiles en cada dedo, al cerrar la pinza sobre el objeto, se obtiene como entrada los centroides de los mapas de fuerza para cada dedo, esto es: $c_{xi}, c_{yi}, c_{xd}, c_{yd}$. El objetivo es que, en la fase de prueba, ante una entrada cualquiera

de los sensores táctiles, el brazo se posicione de manera que el siguiente contacto se mida en el centro de ambas superficies. La salida es otro vector de dimensión igual al número de grados de libertad del brazo robot.

FASE DE APRENDIZAJE

Ante la entrada de un vector de n componentes X , se calcula la activación en cada función básica según (3) y (4). A partir de la configuración de pesos presente en ese momento, se calcula la matriz G , mediante la que se puede obtener el error cometido en la obtención de la salida correspondiente a X como diferencia entre los valores de q dados por el modelo y vector q' conocido por pertenencia al conjunto de entrenamiento. Este error es empleado en el proceso de actualización, ver figura 3, de los pesos neuronales v y w .

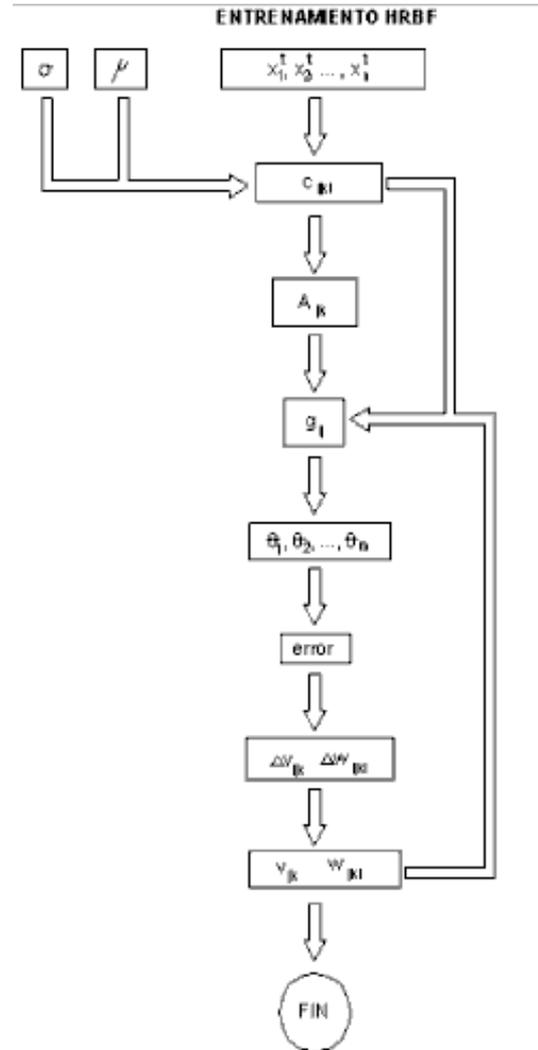


Figura 3. Esquema de bloques del proceso inicial de entrenamiento del modelo HRBF

FASE DE OPERACIÓN ADAPTATIVA

Empleando los pesos obtenidos en el entrenamiento, se calcula la matriz G correspondiente a cada entrada, y utilizando la ecuación (1) se obtiene la salida correspondiente, tal y como muestra la siguiente figura.

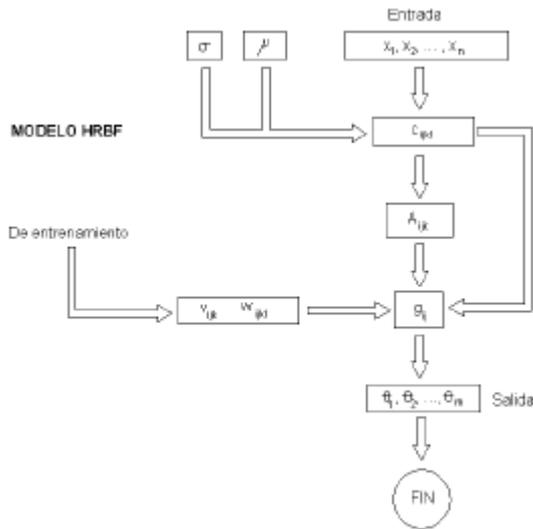


Figura 4. Esquema de bloques del proceso de operación. La actualización de los pesos de cada función básica se realiza a partir de las mismas expresiones derivadas en la fase de entrenamiento.

Como se puede observar en la figura 4, además de los pesos de aprendizaje de cada función básica existen dos parámetros que intervienen en el cálculo de la matriz G : la posición de los centros y la desviación típica. Por otro lado, las ecuaciones de aprendizaje adaptativo según el método del gradiente descendente posee un término α de estabilidad, que define la velocidad de convergencia y el carácter oscilatorio del algoritmo. En definitiva, en la identificación no lineal, utilizando el modelo HRBF es necesario el ajuste mediante asignación fija o de forma adaptativa de cinco parámetros. Dichos ajustes son el objetivo de los experimentos realizados tanto en simulación como en una instalación real.

5 ARQUITECTURA DEL SISTEMA DE CONTROL

En el diagrama de bloques de la figura 5 se muestra la disposición de los dispositivos empleados en la arquitectura de control del brazo de robot, incluyendo el sistema de tiempo real para la adquisición de la información táctil

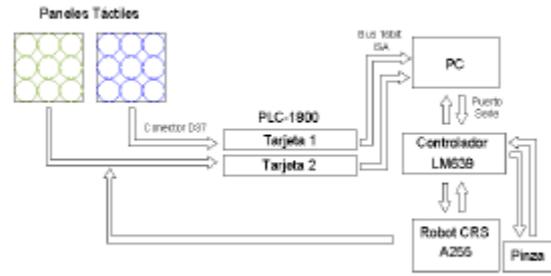


Figura 5. Arquitectura de control del brazo robot para el guiado táctil en procesos de agarre estable

La señal analógica medida en cada uno de los 18 sensores táctiles es enviada a la tarjeta de adquisición de datos en un rango de 0 a 10 voltios. La señal multiplexada se transmite al PC, desde donde se ejecuta el software de control. Asimismo, el PC recibe información acerca de las posiciones articulares desde el controlador LM639.

La aplicación desarrollada para la realización del proceso de agarre mediante el algoritmo adaptativo basado en el modelo HRBF, ejecuta las siguientes tareas:

- Movimiento relativo/absoluto del brazo robot.
- Lectura de posiciones articulares y de apertura de la pinza.
- Lectura de sensores táctiles.
- Cálculo de los centroides en ambos paneles.
- Aplicación del algoritmo HRBF para el agarre centrado.

El cálculo inicial de los pesos, así como los ajustes del resto de los parámetros ha sido obtenido off-line mediante cualquier aplicación de cálculo matemático. El diagrama de bloques de la aplicación queda de la siguiente manera:

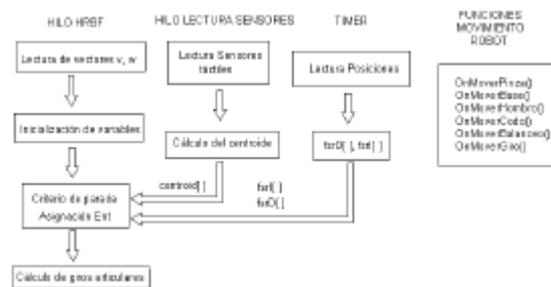


Figura 6. Esquema de bloques de la aplicación para el proceso de agarre estable utilizando el algoritmo HRBF

6 RESULTADOS EXPERIMENTALES

Con el objeto de analizar y estudiar la influencia de los diferentes parámetros de este modelo en el error de identificación y en la velocidad de convergencia, se han realizado unas pruebas en simulación para la identificación de espacios de dimensiones 1x1, 2x1 y 4x4, respectivamente. Posteriormente, y a partir del conocimiento obtenido de estas pruebas, se ha realizado la identificación del problema real planteado (de dimensión 4 x 4) a partir de patrones de entrenamiento generados con el conjunto brazo-pinza robot y medidas de las posiciones articulares y de los mapas de fuerza de los sensores táctiles.

RESULTADOS EN SIMULACIÓN

A continuación se presentan los resultados de interpolación obtenidos de estas simulaciones, haciendo hincapié en la dependencia del error final con los diferentes parámetros del modelo.

Identificación 1x1

$$f: \mathcal{R}^{(1)} \rightarrow \mathcal{R}^{(1)}$$

La función a interpolar en este caso ha sido: $f(x) = \sin(3x)$

La configuración espacial de las funciones de activación gaussianas en este caso ha sido la representada en la figura 7.

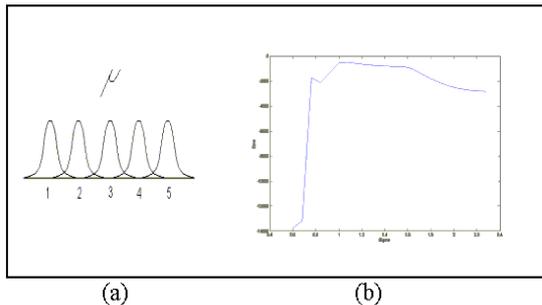


Figura 7. a) Posición de las funciones básicas gaussianas y b) variación del error con σ

La selección del parámetro s es fundamental para conseguir interpolaciones con la precisión requerida. En la figura 7.b se aprecia el rango de valores de s en el que, para este caso concreto, el error inicial se hace mínimo. Este error primario seguirá disminuyendo, según se observa en la figura 8, al actualizarse los pesos neuronales durante un proceso de aprendizaje que comprende varias iteraciones sobre el conjunto

de patrones. Esto es debido a que una de las principales ventajas del modelo es su capacidad para mejorar su comportamiento aprendiendo varias veces sobre la misma secuencia de entrenamiento.

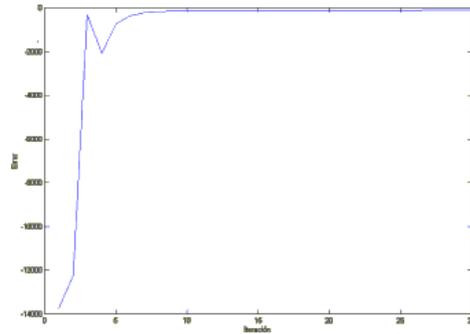


Figura 8. Variación del error con el número de iteraciones

Al final del proceso de entrenamiento, se obtiene el resultado mostrado en la figura 9, donde se representan los valores pertenecientes a la función real frente a los aproximados por el algoritmo.

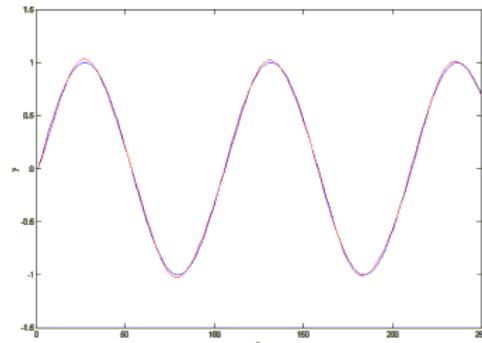


Figura 9. Resultado de la interpolación no lineal

Identificación 1x2

$$f: \mathcal{R}^{(2)} \rightarrow \mathcal{R}^{(1)}$$

La interpolación de una función lineal de 2 dimensiones, como el paraboloide: $z = x^2 + y^2$. En este caso los resultados obtenidos han sido los mostrados en las siguientes figuras. En la parte superior de la imagen está la función real y en la inferior la superficie interpolada por el modelo.

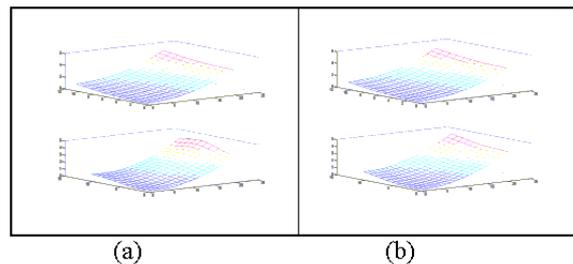


Figura 10. Interpolación 2D con el modelo HRBF

De la figura 11a se deduce que el error medio se hace 0 en la primera iteración para una valor de s de 0.75. Una vez elegido el valor inicial de s , la colección de centros de las gaussianas, figura 11b, se determina de modo que las áreas de actuación de las mismas cubran el segmento del espacio de entrada donde se efectuará la interpolación de manera homogénea.

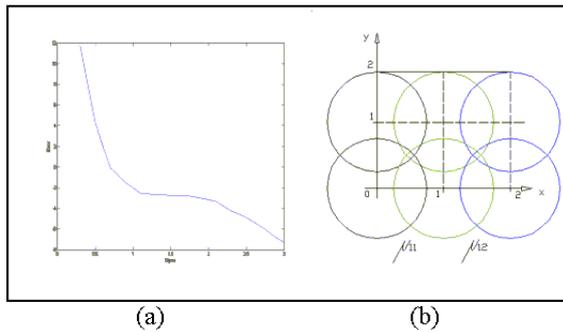


Figura 11. a) Evolución del error en función de σ , y b) posición de las funciones básicas

Durante el proceso de aprendizaje que da lugar a la interpolación de las figuras 10a y 10b, el error medio sigue la evolución representada en la figura 12.

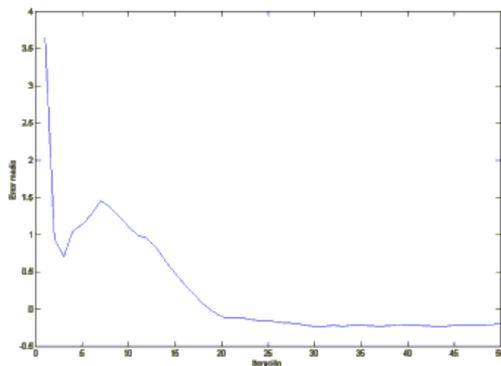


Figura 12. Evolución del error medio con el número de iteraciones

Identificación 4x4

$$f: \mathfrak{R}^{(4)} \rightarrow \mathfrak{R}^{(4)}$$

En este caso, se ha evaluado el comportamiento de la red neuronal en la interpolación de la función:

$$\vec{z} = (x + 5y + 3b + 4g, x, x + 3y, x + y + b + g)$$

Los rangos para una adecuada selección de a y s se determinan a partir de las curvas que relacionan a estos parámetros con el error cometido. Este comportamiento se muestra en las curvas de las figuras 13 y 14.

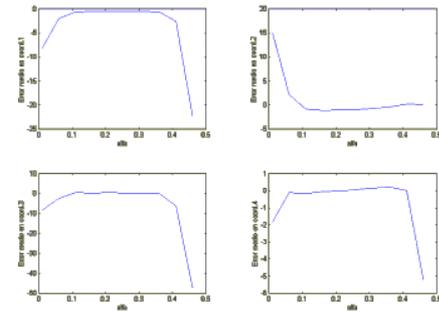


Figura 13. Evolución del error con α

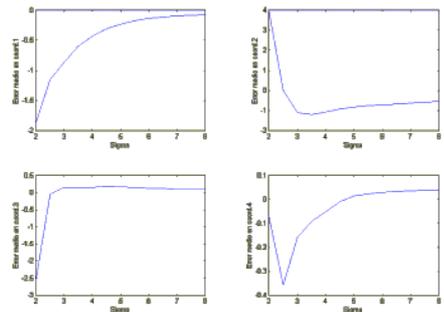


Figura 14. Evolución del error con σ

Seleccionando los valores $a=0.05$ y $s=3.22$, y empleando una disposición de las gaussianas según la matriz de centros con puntos equidistantes en una malla de 0.25 puntos de separación, se obtiene una aproximación para cada una de las variables del espacio de salida, tal y como muestra la figura 15.

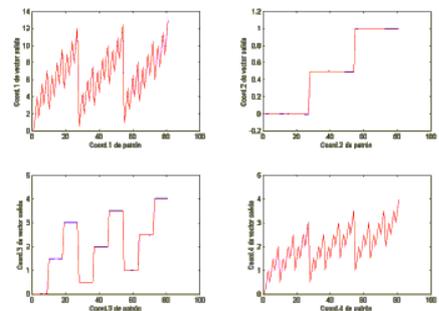


Figura 15. Curvas de identificación del sistema

El error medio calculado tras 30 iteraciones se representa en el siguiente gráfico

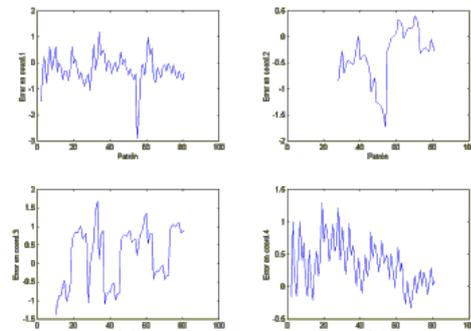


Figura 16. Evolución del error con 30 iteraciones

Simulación con datos reales

Para la configuración del espacio de entrada, se consideran los 4 centroides obtenidos en un proceso real y aleatorio de agarre (2 para cada dedo) y los giros articulares con los que el brazo se debe posicionar para agarrar el objeto por su posición central. Una vez configurado el conjunto de entrenamiento se han determinado los rangos de validez de los parámetros \mathbf{a} y \mathbf{s} . Para este caso, se han obtenido los siguientes valores:

$$\mathbf{a} = 0.25;$$

$$\mathbf{s} = 3;$$

Las funciones básicas gaussianas se han ubicado de manera que cubran todo el espacio entrada, representado en la figura 17.

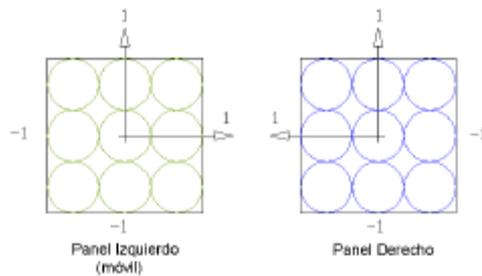


Figura 17. Espacio de entrada de las superficies táctiles artificiales

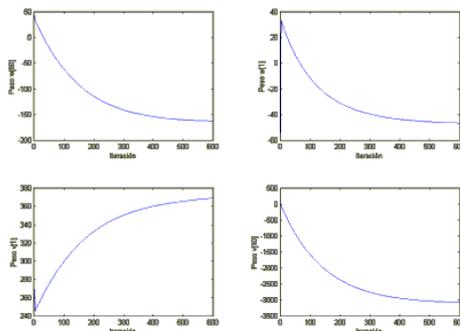


Figura 18. Evolución de algunos pesos de la red para el análisis de convergencia del algoritmo

El conjunto de entrenamiento se ha generado de manera que ante un contacto el brazo es posicionado manualmente hasta alcanzar la posición inicial o deseada para el vector de estímulos sensoriales (centroide $[0\ 0\ 0\ 0]$), quedando:

$$X = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.04 & 0.01 & 0.02 \\ 0.5 & 0.04 & 0.5 & -0.1 \\ -1 & -0.07 & -1 & 0.03 \\ 1 & -0.04 & 1 & 0.05 \\ -0.5 & 0.08 & -0.5 & -0.01 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 450 & 825 & 580 & 375 \\ -530 & -930 & -950 & -650 \\ 510 & 875 & 860 & 590 \\ -285 & -525 & -470 & -380 \end{bmatrix}$$

Con estos puntos de entrenamiento y los parámetros obtenidos mediante la simulación con datos reales, se ha comprobado la validez del modelo en la aplicación real. Finalmente, la secuencia de agarre generada se muestra en la figura 19.

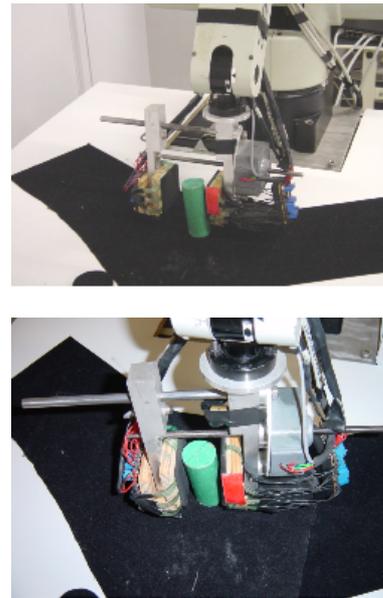


Figura 19. Secuencia de agarre centrado.

Inicialmente, el objeto se encuentra alejado del centro de las superficies táctiles. En una segunda maniobra, todas las posiciones articulares del brazo robot compensan esa desviación. Esta compensación es estimada por el modelo propuesto, basado en el algoritmo HRBF, y posteriormente aprendida por el sistema para el refinamiento de los pesos neuronales adaptativos.

7 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha abordado el problema del agarre centrado en robótica de manipulación desde el punto de vista de la optimización de los sistemas de identificación no lineales. Para ello se ha empleado un modelo basado en las redes HRBF que ha permitido solventar los problemas planteados en la aproximación de relaciones no lineales entre variables se refiere. La red neuronal implementada posibilita que el brazo se posicione de modo que el objeto quede en la posición relativa deseada con respecto al efector final del brazo robot. La sensibilidad del modelo propuesto en cuanto a la

variación e interrelación de los cinco parámetros de aprendizaje del algoritmo ha precisado de un estudio y análisis inicial en plataformas simuladas para, posteriormente, aplicar los resultados obtenidos a una situación real con una plataforma robótica formada por un conjunto brazo-pinza y un sistema de dos superficies táctiles artificiales. La implementación final, aúna el modelo HRBF con módulos de comunicación con el sistema robot, haciendo posible el control del agarre de objetos con simetría de revolución en la plataforma experimental.

Referencias

- [1] Cervera E. and A. P. del Pobil, "A SOM based sensing approach to robotic manipulation tasks". *Kohonen Maps*. E. Oja and S. Kaski editors, 1999 Elsevier Science B.V.
- [2] Guenther F. and Barreca D., "Neural models for flexible control of redundant systems". Pietro G. Morasso and Vittorio Sanguineti (eds.) "*Self organization, Computational Maps, and Motor Control*", pp. 383-421, Elsevier 1997.
- [3] Hsiao, SS. "Similarities between touch and vision". *Neural Aspects of Tactile Sensation*, J.W. Morley (Editor), 1998 Elsevier Science B.V.
- [4] Pedreño-Molina, J.L., Guerrero-González, A., Candel-Ruiz, A., López-Coronado, J. "Tratamiento de la información táctil para control del esfuerzo postural en sistemas robóticos de agarre". XXI Jornadas de Automática, Septiembre 2001, Escuela Técnica Superior de Ingeniería, Barcelona.
- [5] Pedreño-Molina, J.L., Guerrero-González, A., López-Coronado, J. "A neural controller for a robotic hand with artificial tactile skins in grasping tasks", IEEE International Conf. on Systems, Man and Cybernetics, October 2000, Nashville, Tennessee.
- [6] Piaget, J. "The grasp of consciousness: Action and concept in the young child". Harvard University Press, Cambridge, MA.