

Control servovisual para un robot planar empleando un Observador Difuso

Maximiliano Bueno-López, Marco A. Arteaga e Iván Alejandro Gutiérrez
Laboratorio de Robótica, Facultad de Ingeniería
Universidad Nacional Autónoma de México- UNAM
Coyoacán DF 04510, México
max@fi-b.unam.mx
Teléfono: (52)-55-19205604

Resumen—En este trabajo se presenta un control servovisual difuso en 2D para un robot manipulador combinado con un observador de velocidad difuso. Se asume que la cámara está ubicada de manera perpendicular al plano del robot y esta fija. La trayectoria deseada se origina a partir del conocimiento de un punto inicial y un punto final entre los que se mueve el efector final del manipulador. Resultados de simulación empleando el modelo del robot manipulador CRS A-465 de Robotics muestran el buen desempeño del controlador.

Palabras clave: Control Servovisual, Lógica Difusa, Observador difuso.

I. INTRODUCCIÓN

La realización de tareas por parte de robots manipuladores en entornos estructurados con presencia de objetos cuya posición y orientación son conocidas, es un problema suficientemente estudiado en la actualidad. Sin embargo, la realización de tareas en entornos donde la configuración del sistema puede variar durante la realización de la misma, presenta numerosas dificultades aún no resueltas en su totalidad. Los entornos no estructurados se caracterizan porque la tarea se define en función de la información sensorial presente en el sistema, que puede ser obtenida a través de diferentes tipos de sensores como de posición, velocidad, fuerza, tacto, o visión. Los sensores visuales presentan buen desempeño, pues aparte de aportar flexibilidad al sistema, suministran información geométrica y dinámica del entorno en el cual se mueve el robot, permitiendo conocer tanto los objetos presentes en la escena como su posición y orientación. Los sistemas de visión son combinados con algunas técnicas de control bastante reconocidas tales como PID, Control Adaptable, Control Robusto y técnicas de inteligencia artificial como Lógica Difusa y Redes Neuronales, buscando solucionar los problemas que se presentan en el control de posición y trayectoria de un robot manipulador. Para el diseño de los sistemas de control, en ocasiones se hace la consideración de que todas las variables están disponibles para la realimentación. En realidad esta suposición no es cierta, debido a que las variables de estado no son accesibles para una medición directa o debido a que no se cuenta con los sensores o transductores adecuados. En el diseño de los sistemas de control se pueden usar

diferentes métodos para estimar e identificar los estados internos de un sistema cuando sólo se tiene información de los datos de entrada y salida de la planta, ejemplo de ello pueden ser los identificadores basados en redes neuronales y sistemas difusos (identificadores neuronales difusos); otra opción son los estimadores de estado como los observadores. El artículo está organizado de la siguiente manera: la Sección II presenta algunas generalidades sobre el control servovisual. La Sección III presenta el diseño de un observador difuso de velocidad, y en la Sección IV se presenta el diseño del controlador de posición difuso. En la Sección V se presentan los resultados de simulación y finalmente en la Sección VI se dan algunas conclusiones.

II. GENERALIDADES SOBRE CONTROL SERVOVISUAL

El término *Control Visual*, se introdujo en el artículo de Hill y Park (Hill y Park, 1979) en 1979 para reemplazar al término Realimentación Visual que era más específico y de uso muy generalizado, en este se involucran investigaciones en muchas áreas elementales como el procesamiento de imágenes, la cinemática, la dinámica, la teoría de control y el cómputo en tiempo real. En el artículo de Sanderson y Weiss (Sanderson y Weiss, 1980) se introduce la primera estructura del control visual, y en sus publicaciones (Weiss *et al.*, 1985) (Sanderson *et al.*, 1987) se consolida la diferencia entre los dos principales y grandes esquemas del control visual (Hutchinson *et al.*, 1996) como son el control visual basado en imagen (IBVS) y el control visual basado en posición (PBVS). Los primeros sistemas de control de robots basados en visión se reportaron en los inicios de la década de los 70 (Shirai y Inoue, 1973), en la década de los 80 los avances de control visual fueron muy lentos, pero a comienzos de los 90 hasta el presente este avance se incrementó cumpliendo con los requisitos de tiempo real que exigían las aplicaciones siendo posible superar los problemas de retardo y la comunicación entre procesos. Los sistemas servovisuales están limitados debido a restricciones propias de ellos, como limitado campo visual y baja frecuencia de muestreo. Una solución a estas limitaciones es incluir sensores de diferente naturaleza que proporcionen más información. Al incluir más sensores

se pueden presentar dos situaciones; la primera es que el sistema se vuelva robusto y sea mucho mejor; y la segunda es que exista información redundante, lo cual genera la necesidad de incluir técnicas de fusión de información. En (León, 2006) se proponen algoritmos para robots basados en sistemas con múltiples sensores los cuales pueden compensar cambios en el medio ambiente e incertidumbres en los modelos dinámicos sin intervención humana, se hace combinación de fuerza y visión (Control Híbrido Visión-Fuerza). Otras de las técnicas utilizadas en el control visual de robots manipuladores son las redes neuronales y la lógica difusa, las cuales se utilizan para compensar incertidumbres en el modelo dinámico del robot manipulador (Patino *et al.*, 2002), (Alavandar y Nigan, 2008). El control difuso combinado con el Método de Lyapunov para probar estabilidad se convierte en otra alternativa para el control de robots manipuladores (Margaliot y Langholz, 2000). Entre las ventajas que proporciona el control visual se puede mencionar que no es necesario el conocimiento de la posición del robot o del objeto con el que se desea interactuar, ya que por medio del procesamiento de la imagen obtenida de la cámara se puede obtener esa información. En (Alcocer, 2006) se plantea controlar el robot industrial CRS A465 desde el enfoque de control visual utilizando campos de velocidad. La tarea designada para el robot es alcanzar un punto que determina el operador en la imagen. El problema que se busca resolver con este trabajo es el de control de posición de un robot manipulador en 2D empleando una cámara.

III. DISEÑO DE OBSERVADORES DIFUSOS

Es común que algunos estados de una planta o sistema a controlar no sean accesibles o que su medida no sea económicamente viable. Una alternativa para estos casos es obtener una estimación de los estados no medibles a través de un observador de estados. Los observadores de estado, son herramientas que permiten estimar las variables o estados de un sistema en base a mediciones de las señales de salida y señales de control.

La lógica difusa ha empezado a ser utilizada para el diseño de observadores no hace mucho tiempo, y es una estrategia que esta en plena fase de investigación. En (Meza, 2003) se puede ver una de las pocas investigaciones que existen con respecto a los observador difusos. Se presentan diferentes diseños de observadores difusos aplicados a varias plantas no-lineales obteniendo resultados muy satisfactorios. La aproximación emplea técnicas de estabilidad robusta. El diseño de los observadores difusos se afronta desde dos puntos de vista:

- Estimar las funciones de pertenencia asociadas con diferentes variables de estado fijando valores difusos.
- Construir en la línea de los modelos Takagi-Sugeno, observadores difusos globales no lineales por medio de conectividad difusa de observadores locales lineales.

Para el diseño el espacio de estados es dividido en subespacios difusos. Así, en cada subespacio difuso se

define un modelo local lineal o afín y un observador correspondiente tipo Luenberger. Finalmente, se interconectan los modelos lineales difusos usando el método de inferencia estándar Sugeno para obtener el modelo global. Los modelos locales interconectados, generan modelos lineales inciertos. Estas incertidumbres representan la interacción entre los modelos locales y dependen de la elección de las funciones de pertenencia.

El vector de estado observado \tilde{x} se usa en la realimentación del estado para generar el vector de control deseado. Considere el sistema definido mediante

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (1)$$

$$y = Cx \quad (2)$$

El sistema (1) debe ser observable. Suponiendo que el estado x se aproximará mediante el estado \tilde{x} del modelo dinámico

$$\dot{\tilde{x}} = A\tilde{x} + Bu + K_e(y - C\tilde{x}), \quad (3)$$

que representa el observador de estado. El observador de estado tiene y y u como entradas y \tilde{x} como salida. El último término del segundo miembro de esta ecuación es un término de corrección que contiene la diferencia entre la salida y medida y la salida $C\tilde{x}$ estimada. La matriz K_e funciona como una matriz de ponderación. El término de corrección vigila el estado \tilde{x} . Ante la presencia de una discrepancia entre las matrices A y B usadas en este modelo y las del sistema real, la adición del término de corrección ayuda a reducir los efectos producidos por la diferencia entre el modelo dinámico y el sistema real. El orden del observador de estado es igual al del sistema. Suponiendo que el sistema se define mediante (1), (2) y (3) y que el modelo del observador se define mediante (3). Para obtener la ecuación de error del observador, se resta (3) de (1).

$$\dot{x} - \dot{\tilde{x}} = Ax - A\tilde{x} - K_e(Cx - C\tilde{x}), \quad (4)$$

$$= (A - K_eC)(x - \tilde{x}) \quad (5)$$

Definiendo la diferencia de error entre x y \tilde{x} como el vector de error e

$$e = x - \tilde{x}, \quad (6)$$

así (6) se convierte en

$$\dot{e} = (A - K_eC)e. \quad (7)$$

A partir de (7) el comportamiento dinámico del vector de error se determina mediante los valores característicos de la matriz $A - K_eC$, si esta matriz es estable el vector error convergerá a cero para cualquier vector de error inicial $e(0)$. Es decir que \tilde{x} convergerá a $x(t)$ sin considerar los valores de $x(0)$ y $\tilde{x}(0)$. Si se eligen los valores característicos de la matriz $A - K_eC$ en tal forma que el comportamiento dinámico del vector de error sea asintóticamente estable y

suficientemente rápido, cualquier vector de error tenderá a 0 (el origen) con una velocidad adecuada. Para un sistema no lineal

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y} &= g(\mathbf{x})\end{aligned}\quad (8)$$

Se asume que (8) puede ser representada o aproximada de forma suficiente por un sistema difuso Takagi-Sugeno. Los modelos Takagi-Sugeno se representan por un conjunto de reglas de la siguiente forma (Wang *et al.*, 2008)

$$\begin{aligned}\text{Rule } i : & \text{If } f_1(\mathbf{x}(t)) \text{ is } M_1^i \text{ and...and } f_\psi(\mathbf{x}(t)) \text{ is } M_\psi^i \\ \text{THEN } & \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_i \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_i \mathbf{u}(t) + \mathbf{a}_i \\ & \mathbf{y}_i(t) = \mathbf{C}_i \mathbf{x}(t) + \mathbf{c}_i, \quad i = 1, 2, \dots, r. \\ & \mathbf{a}_i = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - [\mathbf{A}_i \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}_i \mathbf{u}(t)] \\ & \mathbf{c}_i = g(\mathbf{x}) - \mathbf{C}_i \mathbf{x}(t)\end{aligned}\quad (9)$$

$$\mathbf{A}_i = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{(x_i, u_i)} \mathbf{B}_i = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{u}} \Big|_{(x_i, u_i)} \mathbf{C}_i = \frac{\partial g}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{(x_i, u_i)}$$

Donde M_ψ^i es un conjunto difuso, r es el número de reglas del modelo, $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estados, $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^m$ es el vector de entrada, $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^q$ es el vector de salida, $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{B}_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $\mathbf{C}_i \in \mathbb{R}^{q \times n}$, $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), \dots, z_p(t)]$ son las variables utilizadas en las premisas del modelo, las cuales pueden ser funciones de las variables de estado, perturbaciones externas, etc. Considerando la entrada al sistema dada por $(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))$, la salida final del sistema difuso es

$$\mathbf{y}(t) = \frac{\sum_{i=1}^r w_i(z(t)) \mathbf{C}_i \mathbf{x}(t)}{\sum_{i=1}^r w_i(z(t))}\quad (10)$$

$$= \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) \mathbf{C}_i \mathbf{x}(t),\quad (11)$$

donde

$$\sum_{i=1}^r h_i(z(t)) = 1, \quad h_i(z(t)) \in [0, 1] \text{ for all } i\quad (12)$$

$$h_i(\mathbf{x}(t)) = \frac{\mu_{M_1^i}(f_1(\mathbf{x}(t))) \times \dots \times \mu_{M_\psi^i}(f_\psi(\mathbf{x}(t)))}{\sum_{k=1}^r (\mu_{M_1^k}(f_1(\mathbf{x}(t))) \times \dots \times \mu_{M_\psi^k}(f_\psi(\mathbf{x}(t))))},\quad (13)$$

Para el diseño del observador Takagi-Sugeno, se asume que el sistema difuso es localmente observable, los observadores locales de estado son diseñados basados en $(\mathbf{A}_i, \mathbf{B}_i, \mathbf{C}_i)$. El conjunto de reglas para el observador tiene la siguiente forma

$$\begin{aligned}\text{Rule } i : & \text{If } f_1(\mathbf{x}(t)) \text{ is } M_1^i \text{ and...and } f_\psi(\mathbf{x}(t)) \text{ is } M_\psi^i \\ \text{THEN } & \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}_i \mathbf{u}(t) + \mathbf{G}_i [\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)] \\ & \hat{\mathbf{y}}_i(t) = \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{c}_i, \quad i = 1, 2, \dots, r.\end{aligned}\quad (14)$$

donde \mathbf{G}_i es la matriz del error de observación, $\mathbf{y}(t)$ e $\hat{\mathbf{y}}(t)$ son la salida final del sistema y el observador difuso, respectivamente. Por tanto el estado final estimado del observador difuso es

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) &= \sum_{i=1}^r \mu_i \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{x}}(t) + \sum_{i=1}^r \mu_i \mathbf{B}_i \mathbf{u}(t) \\ &+ \sum_{i=1}^r \mu_i \mathbf{G}_i [\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)].\end{aligned}\quad (15)$$

La salida del observador difuso es

$$\hat{\mathbf{y}}_i(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}(t),\quad (16)$$

donde se usa el mismo peso μ_i igual al peso de la i -ésima regla del sistema difuso.

IV. DISEÑO DE CONTROLADOR SERVOVISUAL

Las entradas al controlador servovisual son la posición del efector final en cada momento $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^2$ y la velocidad que es estimada a partir del observador difuso, la posición del efector final con respecto al marco de referencia del robot \mathbf{y} se calcula a través de la siguiente expresión (Arteaga *et al.*, 2009)

$$\begin{aligned}\mathbf{y} &= \frac{\alpha \lambda}{O_{R3}^C - \lambda} \mathbf{R}_\phi \left[\mathbf{x}_R - \begin{bmatrix} O_{R1}^C \\ O_{R2}^C \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} u_o \\ v_o \end{bmatrix} \\ &\triangleq \alpha \lambda \mathbf{R}_\phi \left[\mathbf{x}_R - \begin{bmatrix} O_{R1}^C \\ O_{R2}^C \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} u_o \\ v_o \end{bmatrix}.\end{aligned}\quad (17)$$

$\mathbf{O}_R^C = [O_{R1}^C \quad O_{R2}^C \quad O_{R3}^C]^T$ es la posición del marco de referencia de la cámara Σ_C con respecto al sistema de referencia del robot Σ_R , λ es la longitud focal, α es el factor de conversión de metros a pixels, and $[u_o \quad v_o]^T$ es el error de posición en la detección del efector final.

$$\mathbf{R}_\phi = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & \sin(\phi) \\ \sin(\phi) & -\cos(\phi) \end{bmatrix},\quad (18)$$

donde $\phi \in \mathbb{R}$ es el ángulo de rotación. La Figura 1 representa el robot manipulador que se desea controlar. m_{a_1} es el centro de masa del eslabón 1, m_{a_2} es el centro de masa del eslabón 2, l_1 es la longitud del eslabón 1, l_2 es la longitud del eslabón 2, l_{c_1} es la longitud desde la articulación 1 al centro de masa del eslabón 1, l_{c_2} es la longitud desde la articulación 2 al centro de masa del eslabón 2, I_1 e I_2 son los momentos de inercia de los eslabones 1 y 2 con respecto al eje que pasa a través de sus centros de masa, q_1 and q_2 son los ángulos de rotación de las articulaciones 1 y 2 respectivamente. La dinámica del sistema puede ser representada por la siguiente ecuación

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = (\mathbf{A} + \Delta \mathbf{A}(\mathbf{x}(t))) \mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(\mathbf{x}(t)) \mathbf{u}(t) + \mathbf{E},\quad (19)$$

donde

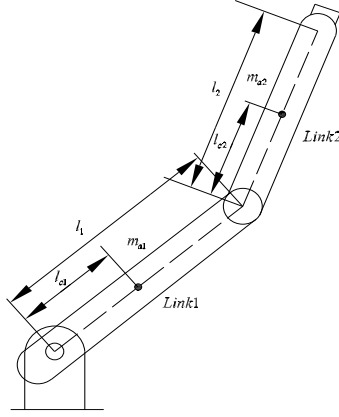


Figura 1. Robot Planar

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= [x_1(t) \ x_2(t) \ x_3(t) \ x_4(t)]^T, \\ &= [y_1; y_2; \dot{y}_1; \dot{y}_2]^T \\ x_1(t) &\in [x_{1_{min}}, x_{1_{max}}] = [-100, 100] \\ x_2(t) &\in [x_{2_{min}}, x_{2_{max}}] = [-50, 50] \\ x_3(t) &\in [x_{3_{min}}, x_{3_{max}}] = [-100, 100] \\ x_4(t) &\in [x_{4_{min}}, x_{4_{max}}] = [-50, 50] \end{aligned} \quad (20)$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\Delta \mathbf{A}(\mathbf{x}(t)) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f_2(x(t))hx_2(t) & 0 & f_1(x(t))h(2x_2(t) + x_4(t)) \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -f_3(x(t))hx_2(t) & 0 & -f_2(x(t))h((2x_2(t) + x_4(t))) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}(\mathbf{x}(t)) = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ f_1(x(t)) & -f_2(x(t)) \\ 0 & 0 \\ -f_2(x(t)) & -f_3(x(t)) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{E} = \begin{pmatrix} 0 \\ -f_1(x(t))g_1 + f_2(x(t))g_1 \\ 0 \\ f_2(x(t))g_1 - f_3(x(t))g_2 \end{pmatrix}$$

$$f_1(x(t)) = \frac{H_{22}}{H_{11}H_{22} - H_{12}H_{21}}$$

$$f_2(x(t)) = \frac{H_{12}}{H_{11}H_{22} - H_{12}H_{21}}$$

$$f_3(x(t)) = \frac{H_{11}}{H_{11}H_{22} - H_{12}H_{21}}$$

$$H_{11} = I_1 + I_2 + m_{a1}l_{c1}^2 m_{a2} [l_1^2 + l_2^2 + 2l_1l_{c2} \cos(x_3(t))]$$

$$H_{12} = H_{21} = I_2 + m_{a2}(l_{c2}^2 + l_1l_{c2} \cos(x_3(t)))$$

$$H_{22} = I_2 + m_{a2}l_{c2}^2$$

$$h = m_{a2}l_1l_{c2}^2 \sin(x_3(t))$$

$$g_1 = m_{a1}l_{c1}g \cos(x_1(t)) + m_{a2}g(l_{c2} \cos(x_1(t)) + x_3(t) + l_1 \cos(x_1(t)))$$

$$g_2 = m_{a2}l_{c2}g \cos(x_1(t) + x_3(t))$$

El sistema no-lineal puede ser representado por el siguiente conjunto de reglas

If $f_1(x(t))$ is M_1^i and $f_2(x(t))$ is M_2^i and $f_3(x(t))$ is M_3^i
THEN $\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t)$, $i = 1, 2, \dots, 8$

La dinámica de la planta no lineal tiene la forma

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \sum_{i=1}^8 w_i(\mathbf{x}(t))(A_i x(t) + B_i u_1(t)), \quad (21)$$

donde $\mathbf{A}_1 = \mathbf{A}_2 = \mathbf{A}_3 = \mathbf{A}_4 = \mathbf{A}_5 = \mathbf{A}_6 = \mathbf{A}_7 = \mathbf{A}_8 =$

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{B}_1 = \mathbf{B}_2 = \mathbf{B}_3 = \mathbf{B}_4 = \mathbf{B}_5 = \mathbf{B}_6 = \mathbf{B}_7 = \mathbf{B}_8$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ f_{1_{min}} & -f_{2_{min}} \\ 0 & 0 \\ -f_{2_{min}} & f_{3_{min}} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$f_{1_{min}} = 0,2833, f_{1_{max}} = 0,3308$$

$$f_{2_{min}} = 0,2097, f_{2_{max}} = 0,3870$$

$$f_{3_{min}} = 0,6425, f_{3_{max}} = 1,0336$$

$$w_i(\mathbf{x}(t)) = \frac{\sum_{j=1}^3 \mu_{M_j^i}(f_j(x(t)))}{\sum_{k=1}^p \left(\prod_{j=1}^3 \mu_{M_j^i}(f_j(x(t))) \right)}, \quad i = 1, 2, \dots, 8,$$

y

$$\begin{aligned} \mu_{M_1^1}(f_1(x(t))) &= \mu_{M_1^2}(f_1(x(t))) = \mu_{M_1^3}(f_1(x(t))) \\ &= \mu_{M_1^4}(f_1(x(t))) = \frac{-f_1(x(t)) + f_{1_{max}}}{f_{1_{max}} - f_{1_{min}}} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned}\mu_{M_1^6}(f_1(x(t))) &= \mu_{M_1^6}(f_1(x(t))) = \mu_{M_1^7}(f_1(x(t))) \\ &= \mu_{M_1^8}(f_1(x(t))) = \frac{f_1(x(t)) - f_{1_{min}}}{f_{1_{max}} - f_{1_{min}}}\end{aligned}\quad (24)$$

$$\begin{aligned}\mu_{M_2^1}(f_2(x(t))) &= \mu_{M_2^2}(f_2(x(t))) = \mu_{M_2^5}(f_2(x(t))) \\ &= \mu_{M_2^6}(f_2(x(t))) = \frac{-f_2(x(t)) + f_{2_{max}}}{f_{2_{max}} - f_{2_{min}}}\end{aligned}\quad (25)$$

$$\begin{aligned}\mu_{M_2^3}(f_2(x(t))) &= \mu_{M_2^4}(f_2(x(t))) = \mu_{M_2^7}(f_2(x(t))) \\ &= \mu_{M_2^8}(f_2(x(t))) = \frac{f_2(x(t)) - f_{2_{min}}}{f_{2_{max}} - f_{2_{min}}}\end{aligned}\quad (26)$$

$$\begin{aligned}\mu_{M_3^1}(f_3(x(t))) &= \mu_{M_3^3}(f_3(x(t))) = \mu_{M_3^5}(f_3(x(t))) \\ &= \mu_{M_3^7}(f_3(x(t))) = \frac{-f_3(x(t)) + f_{3_{max}}}{f_{3_{max}} - f_{3_{min}}}\end{aligned}\quad (27)$$

$$\begin{aligned}\mu_{M_3^2}(f_3(x(t))) &= \mu_{M_3^4}(f_3(x(t))) = \mu_{M_3^6}(f_3(x(t))) \\ &= \mu_{M_3^8}(f_3(x(t))) = \frac{f_3(x(t)) - f_{3_{min}}}{f_{3_{max}} - f_{3_{min}}}\end{aligned}\quad (28)$$

El modelo de referencia es seleccionado arbitrariamente como el siguiente modelo lineal

$$\dot{\mathbf{y}}_d = \mathbf{v}(\mathbf{y}) = -\frac{k_0}{\|\tilde{\mathbf{y}}\| + \varepsilon} \tilde{\mathbf{y}} - k_1(\mathbf{y}_d - \mathbf{y}_f) \quad (29)$$

Donde $\mathbf{y}_d \in \mathfrak{R}^n$ es la trayectoria deseada, $\mathbf{y}_f \in \mathfrak{R}^n$ es el punto final, k_0 , ε y k_1 son constantes arbitrarias que modifican la convergencia del algoritmo. $\mathbf{y} \in \mathfrak{R}^n$ representa la posición actual. El error de posición esta dado por:

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{y}_f \quad (30)$$

Un controlador difuso de ocho reglas se emplea para realizar la tarea de seguimiento. Las reglas tienen la forma

If $f_1(x(t))$ is M_1^i and $f_2(x(t))$ is M_2^i and $f_3(x(t))$ is M_3^i
THEN $u_1(t) = \mathbf{G}_j e(t)$, $i = 1, 2, \dots, 8$.

La salida del controlador difuso es descrita como

$$u_1(t) = \sum_{j=1}^8 w_j(\mathbf{x}(t)) \mathbf{G}_j e(t). \quad (31)$$

Los valores de la matriz \mathbf{G}_j se encuentran al resolver el problema Generalizado de Eigenvalores (GEVP), se consideran los valores $\gamma^2 = 8 \times 10^5$ y $e(0) = [-1 \ -1 \ -1 \ -1]^T$ y se utiliza MATLAB LMI Toolbox para su calculo.

V. RESULTADOS DE SIMULACIÓN

Se han realizado un conjunto de simulaciones para verificar el correcto funcionamiento del controlador diseñado. Se ha utilizado el modelo del robot manipulador A465 de CRS Robotics. Este manipulador posee seis grados de libertad, pero solo se utilizaran la 2 y la 3 para obtener los dos grados de libertad necesarios.

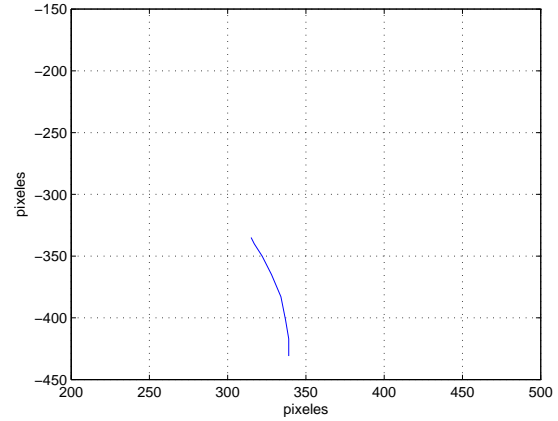


Figura 2. Trayectoria seguida por el efector final

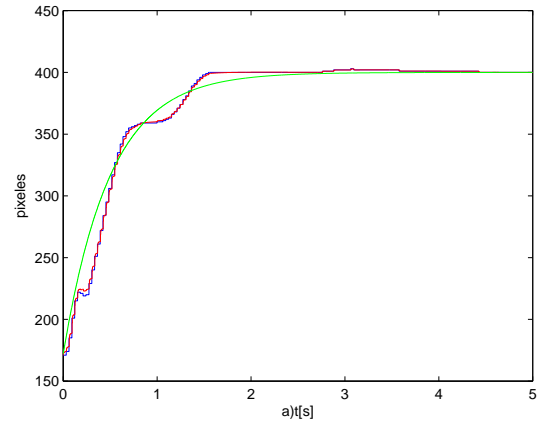


Figura 3. y_1 (Roja), y_{d1} (Verde), \hat{y}_1 (Azul)

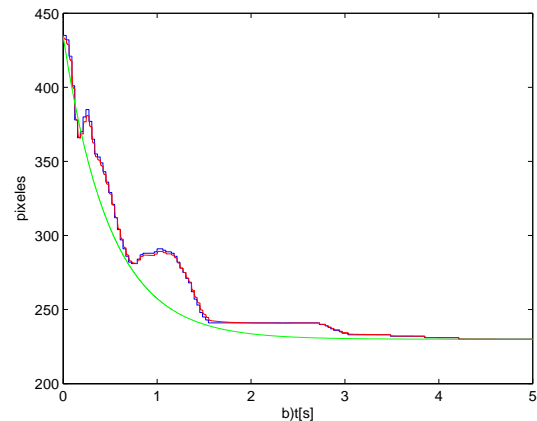


Figura 4. y_2 (Roja), y_{d2} (Verde), \hat{y}_2 (Azul)

En la Figura 2 se muestra la trayectoria seguida por el efector final en coordenadas de imagen.

La trayectoria deseada, real y estimada para cada una de las coordenadas de imagen se observa en la Figuras 3 y 4.

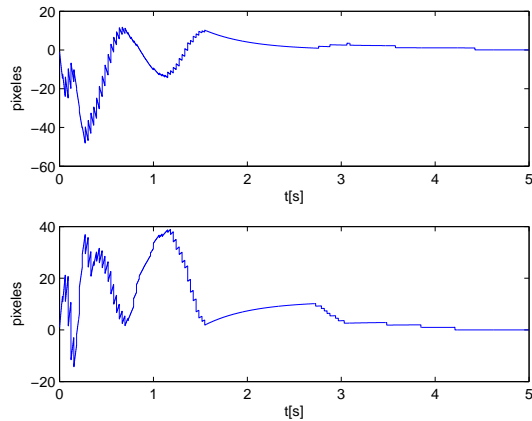


Figura 5. Error de seguimiento en y_1 y y_2

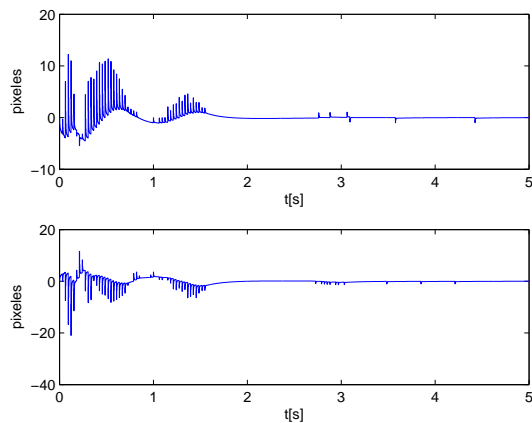


Figura 6. Error de observación en y_1 y y_2

El error de seguimiento para cada una de las coordenadas de imagen se muestra en la Figura 5. El error de observación para cada una de las coordenadas de imagen se muestra en la Figura 6.

VI. CONCLUSIONES

En este artículo se presenta un control servovisual en 2D para un robot manipulador. Se ha diseñado un observador difuso para estimar la velocidad, la cual es necesaria en el diseño de las reglas. El estudio de observadores difusos ha sido limitado hasta el momento, lo que hace que el presentado en este trabajo sea un buen aporte en esta área. El modelo Takagi-Sugeno ha permitido representar de manera correcta la ecuación dinámica del robot manipulador, la cual es la base del controlador. El control diseñado es la base para un controlador con características similares en 3D.

VII. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo esta basado en una investigación soportada por CONACYT con referencia 58112 y por la DGAPA UNAM con referencia IN105408.

REFERENCIAS

- Alavandar, Srinivasan y M. Nigan (2008). Adaptive neuro-fuzzy inference system based of six dof robot manipulator. *Engineering Science and Technology Review*.
- Alcocer, Ricardo Pérez (2006). Control servovisual para un robot planar por campos de velocidad dada una trayectoria aleatoria. Tesis de maestría. Universidad Autónoma de Yucatan.
- Arteaga, M., M. Bueno y A. Espinoza (2009). A simple approach for 2D visual servoing. En: *18th IEEE International Conference on Control Applications. Part of 2009 IEEE Multi-conference on Systems and Control. Saint Petersburg, Russia*.
- Hill, J. y W. Park (1979). Real time control of a robot with a mobile camera.
- Hutchinson, S., S. Hager y P. Corke (1996). A tutorial on visual servo control. *IEEE Transaction on Robotics and Automation*.
- León, Emmanuel Dean (2006). Sistema Servovisual No Calibrado de Fuerza/Posición para Robots Dinámicos Restringidos por Superficies de Contacto no Estructuradas. Tesis de doctorado. Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional.
- Margaliot, Michael y Gideon Langholz (2000). *New approaches to fuzzy Modeling and Control*. World Scientific Publishing. Farrer Road, Singapore.
- Meza, Araceli Grande (2003). Observadores difusos y control adaptable difuso basado en observadores. Tesis de maestría. Cinvestav.
- Patino, Daniel, Ricardo Carelli y Benjamin Kuchen (2002). Neural networks for advanced control of robot manipulators. *IEEE Transactions on Neural Networks*.
- Sanderson, A., L. Weiss y C. Neuman (1987). Dynamic sensor-based control of robots with visual feedback. *IEEE Journal of Robotics and Automation*.
- Sanderson, A. y L. Weiss (1980). Image-based visual servo control using relational graph error signals.
- Shirai, Y. y H. Inoue (1973). Guiding a robot by visual feedback in assembling tasks. *Pattern Recognition* 5, 99–108.
- Wang, H., Y.H Liu y D. Zhou (2008). Adaptive visual servoing using point and line features with an uncalibrated eye-in-hand camera. *IEEE Transactions On Robotics Systems*.
- Weiss, L., A. Sanderson y C. Neuman (1985). Dynamic visual servo control of robots: An adaptive image-based approach.