

Intervalo difuso tipo 2 con aprendizaje aplicado en control

MÁRQUEZ-VERA, Marco Antonio†*, ZÚÑIGA-PEÑA, Nadia Samantha´, RAMOS-VELASCO, Luis Enrique´´

´Universidad Politécnica de Pachuca

´´Universidad Politécnica Metropolitana de Hidalgo

Recibido: 16 de Julio, 2017; Aceptado 12 de Septiembre, 2017

Resumen

Se presenta el diseño de un controlador difuso tipo 2, se trata de un control indirecto al asumir que se desconoce el modelo matemático que describe al sistema a controlar. El controlador emplea la aproximación difusa del sistema, misma que es ajustada mediante la adaptación de las reglas difusas propuestas inicialmente. La lógica difusa tipo 2 sirve como una justificación para la elección de la forma de los conjuntos difusos, dada la complejidad de tratar con ella se empleó un intervalo difuso tipo 2. Como caso de aplicación, se implementó la ley de control en un péndulo invertido, los resultados de simulación son mostrados notando una respuesta similar a la ya reportada en la literatura pero con un gasto computacional mayor, por lo que la regla de adaptación se propuso en tiempo discreto a fin de evitar algoritmos de integración numérica.

Abstract

It is shown the control design by using fuzzy logic type 2; this is an indirect control because it is assumed that the mathematical model of the dynamic system is not known. The controller uses a fuzzy approaching of the system which is tuned by updating the consequents of the fuzzy rules. The fuzzy logic type 2 can justify the shape of the fuzzy sets, because of its complexity to be evaluated, it was implemented a type 2 fuzzy interval. For the control application it was used the inverted pendulum, the simulation results show a similar behavior than the reported in another works, the drawback is its bigger computational requirements, in this way, it was proposed a discrete time learning rule for avoiding numeric integration.

Control Indirecto, Lógica Difusa, Aprendizaje

Indirect Control, Fuzzy Logic, Learning

Citación: MÁRQUEZ-VERA, Marco Antonio†*, ZÚÑIGA-PEÑA, Nadia Samantha, RAMOS-VELASCO, Luis Enrique. Intervalo difuso tipo 2 con aprendizaje aplicado en control. Revista de Simulación Computacional. 2017. 1-1: 9-17

† Investigador contribuyendo como primer autor.

* Correspondencia al autor (email: marquez@upp.edu.mx)

Introducción

Dada la dificultad para tratar con sistemas complejos, no siempre es posible el empleo de un modelo matemático aproximado para proponer una estrategia de control [1].

Para poder tratar con información incompleta o inexacta, se han desarrollado diferentes técnicas de cómputo suave, una de estas técnicas es la lógica difusa [2].

La lógica difusa fue propuesta inicialmente por L. Zadeh [3], quien empleó términos de la lógica proposicional y la teoría de conjuntos, su trabajo fue poco usado hasta que E. Mamdani [4] propuso un controlador difuso para una máquina de vapor.

Desde entonces, en diversos aparatos electrodomésticos, la palabra fuzzy es sinónimo de confiabilidad, buen desempeño o que es amigable con el usuario [5].

Existen dos sistemas de inferencia difusa, el tipo Mamdani que emplea conjuntos difusos en los consecuentes de las reglas, y el tipo Takagi-Sugeno (TS), el cual tiene funciones lineales como consecuentes, las cuales pueden ser constantes o combinaciones lineales de las entradas [3].

En el presente trabajo se propone el uso de un sistema difuso TS del tipo dos.

Varias han sido las aplicaciones de la lógica difusa, por ejemplo se ha empleado en la detección de patrones [6], en el control de sistemas dinámicos [7], en toma de decisiones [8], modelado de sistemas no lineales [9], en comunicaciones electrónicas [10] y procesamiento digital de señales [11]. Ante sus buenos resultados y relativa sencillez de diseño comparada con otras técnicas matemáticas, la lógica difusa ha ganado mucho interés por la comunidad científica.

Debido a varios aspectos que parecen ser tomados de forma arbitraria, se han realizado diversas críticas al diseño de sistemas difusos, por ejemplo, si no se tiene un experto en el control de la planta a tratar, no es fácil definir las características óptimas del sistema de inferencia TS a utilizar.

De este modo, la lección del tipo de funciones de pertenencia puede depender de la complejidad de programar dichas funciones o de tener como limitante la memoria del dispositivo que contendrá el controlador difuso; el determinar la cantidad de conjuntos difusos para realizar la partición del universo de discurso para cada variable o el proponer el tipo de operador para realizar la intersección entre conjuntos y la agregación de las reglas también parece arbitrario, de manera que se eligen en base a consideraciones prácticas o de manera arbitraria [4].

Si bien, la lógica difusa del tipo 2 ya había sido considerada por L. Zadeh, fue hasta después, que buscando una manera de justificar la forma de los conjuntos, de notó que si además de ser funciones convexas, la parte que determina lo difuso del conjunto, es a su vez difusa, se puede absorber la incertidumbre inherente de proponer la forma para los conjuntos, además es posible emplear menos conjuntos para realizar la partición una difusa [12].

La lógica difusa tipo 2 sirvió para justificar la forma de los conjuntos difusos y se han conseguido mejores resultados que con la ahora llamada lógica difusa tipo 1, pero se requiere de programar un controlador más grande, con más parámetros y se emplea un mayor gasto computacional [13].

Dado que se requiere un reductor de tipo para tener una salida no difusa [14], se han propuesto sistemas llamados intervalos difusos tipo dos, en donde se emplean dos conjuntos difusos conocidos como conjuntos superior e inferior [15], los cuales son evaluados como sistemas difusos independientes y al final son promediados, obteniendo así la salida llamada señal de control. Existen varias formas de definir los conjuntos difusos, es posible usar clustering [16] para después proponer conjuntos que abarquen las mediciones tomadas dentro de un intervalo, otra forma de hacerlo es usar la técnica del gradiente descendente para ajustar la forma de los conjuntos, manteniendo fijo el centro de los conjuntos comunes en una misma variable.

En el presente trabajo, se implementa una regla de adaptación para modificar los consecuentes de las reglas difusas con miras a simplificar el ajuste de sistemas de control difuso tipo 2; dada la dificultad de proponer una ganancia óptima de adaptación, se empleó una tasa de aprendizaje similar al método usado en redes neuronales [17], de manera que si el error decrece, la tasa se incrementa y viceversa, con el fin de garantizar la estabilidad del controlador difuso. La principal contribución fue proponer esta adaptación mediante ecuaciones en tiempo discreto para reducir el tiempo necesario para adaptar el controlador, ya que en la lógica difusa tradicional se proponen ecuaciones diferenciales que requieren de algoritmos de integración.

El artículo está organizado de la siguiente manera, en la siguiente sección se describe el desarrollo del control difuso, comentando al mismo tiempo sobre la estabilidad del mismo en el sentido de Lyapunov [18], para después mostrar los resultados de aplicar el control difuso tipo 2 en el ya bien conocido péndulo invertido, que ha venido a ser una especie de benchmark en la teoría de control.

Finalmente, se da una discusión y se presentan las conclusiones del trabajo, así como las referencias empleadas.

Materiales y Métodos

Dentro de la teoría de control, diversas han sido las técnicas de diseño, mismas que pueden ser divididas en dos grandes rubros, los controles directos y los indirectos, los primeros hacen uso del modelo matemático que describe al sistema a controlar, como puede ser una retroalimentación de estado o de salida [19], la linealización por retroalimentación de salida [20], cancelación del modelo [16], ubicación de polos [21] o control por modos internos [22].

El método indirecto no hace uso del modelo, el ejemplo más usado en la industria es el controlador PID, un caso interesante es el control por modos deslizantes [23], donde si bien es posible usar el modelo para proponer el controlador, el conocer únicamente las cotas dentro de las que puede encontrarse la evaluación de las funciones que definen al modelo es suficiente.

Bajo este concepto, es posible aproximar la dinámica del sistema no lineal con funciones difusas, a partir de las cuales calcular la señal de control.

Se asume que el modelo matemático del sistema no lineal a controlar está definido de la siguiente manera:

$$x(t) = f(x(t), t) + g(x(t), t)u(t) + d(t) \quad (1)$$

donde $x(t)$ puede ser un vector, de modo que el lado izquierdo de la igualdad sería la n -ésima derivada según la dimensión de x ; $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$ son funciones continuas no lineales, $u(t)$ representa a la señal de control y $d(t)$ es ruido o una perturbación externa.

Se usa una aproximación en tiempo discreto, ya que la señal de control la calcula un sistema digital con un determinado tiempo de muestreo, se tiene que el sistema es (2):

$$x(k+1) = x(k) + Tf(x(k)) + T\tilde{g}(x(k))u(k) \quad (2)$$

Ahora, un control por modos deslizantes puede ser definido para el sistema mostrado, teniendo como referencia a la señal $r(k)$, para lo cual se requiere proponer el error como la diferencia entre la salida real del sistema y la referencia deseada.

$$e(k) = x(k) - r(k) \quad (3)$$

Empleando el modelo descrito por (2), se propone una señal de control llamada control equivalente, definida por (4):

$$u_{eq}(k) = \tilde{g}(x(k))^{-1}(r(k+1) - f(x(k)) - s(e(k))) \quad (4)$$

Siendo $s(e(k))$ una función llamada superficie de deslizamiento, la cual se elige preferentemente como una función lineal que puede depender de los errores anteriores según el orden del sistema, lo importante es que sea una función estable, con todas sus raíces dentro del círculo unitario.

A esta señal se le agrega otra conocida como control discontinuo (switching control), que emplea la función signo, misma que puede agregar chattering a la respuesta final; si bien este tipo de control puede forzar la convergencia del sistema bajo control, apareciendo cuando se requiera modificar la dinámica del controlador según la estabilidad en el sentido de Lyapunov [17]. Siendo esta componente de control:

$$u_{sw}(k) = -\tilde{g}(x(k))^{-1}ysgn(s(e(k))) \quad (5)$$

De este modo se tiene que el control final está formado por la suma de (4) y (5).

Se han propuesto algunas formas de proponer una aproximación para las funciones $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$, en [18] se propone determinarlas de manera difusa, más aún, proponen sustituir el control discontinuo por un PI difuso. En este trabajo se propone introducir un sistema difuso que sustituya a (5) por la agregación de la señal de control anterior, de este modo, el control equivalente es en realidad la variación de la señal de control, misma que se iría agregando de un periodo de muestreo al siguiente.

En [24] se realiza un método similar, teniendo el sistema una componente de entrada que depende de la señal de control y otra para determinar la forma en que el sistema responde a la variación de la señal de control i.e.

$$x(t) = f(x(t)) + g(x(t))u(t) + h(x(t))\dot{u}(t) \quad (6)$$

Dado que se desconocen las funciones reales que determinan matemáticamente al sistema dinámico, $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$ se aproximan de manera difusa mediante la siguiente regla de adaptación.

$$\theta_f(k+1) = \theta_f(k) + y_1 s(e(k)) \lambda(x(k)) \quad (7)$$

$$\theta_g(k+1) = \theta_g(k) + y_2 s(e(k)) \lambda(x(k)) u(k) \quad (8)$$

$$\theta_p(k+1) = \theta_p(k) + y_3 \lambda(x(k)) \quad (9)$$

Siendo θ_f , y θ_g los consecuentes de las reglas difusas que determinarán la aproximación difusa de $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$, θ_p es el término de corrección difuso que sustituirá al control discontinuo para evitar el chattering, el cual también puede ser abordado e.g. mediante modos deslizantes de segundo orden [23]. En la Figura 1 se muestra el esquema usado para realizar el aprendizaje difuso que modifica los consecuentes de las reglas, en [18] se propone un esquema similar, contra en cual se comparan los resultados obtenidos en la presente propuesta.

Las reglas difusas tienen la siguiente representación:

$$R^m: \text{Si } x_1(k) \text{ es } \tilde{A} \text{ y } x_2(k) \text{ es } \tilde{B}, \\ \text{entonces } \hat{f} = \theta_f^T \lambda(x(k)).$$

La pertenencia normalizada está denotada por $\lambda(x(k))$, si se emplean conjuntos difusos normalizados, la sumatoria de todas las activaciones sería uno, i.e. la salida está normalizada, en este trabajo se emplearon funciones gaussianas cuyos conjuntos difusos tipo 2 tendrían la forma mostrada en la Figura 2, para determinar los intervalos difusos, se emplearon las huellas de incertidumbre presentadas en la Figura 3, como se puede apreciar, el sistema de inferencia difuso resultante es similar a tener dos sistemas difusos. Para esto se descarta la tercer dimensión $J(x, \mu(x))$ y mediante un alfa-corte se extraen los límites superior e inferior para las huellas de incertidumbre.

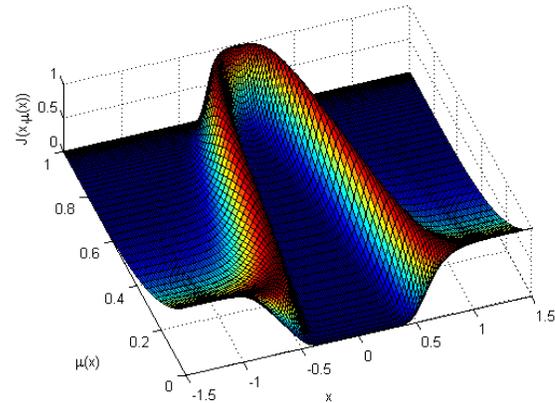


Figura 2 Funciones de pertenencia tipo 2. Fuente los Autores.

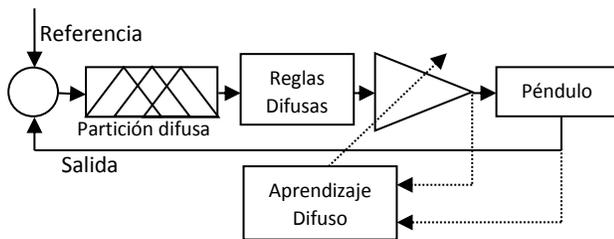


Figura 1 Esquema del aprendizaje difuso tipo 2 con promediador como reductor de orden. Fuente los Autores.

Lógica Difusa Tipo 2

Los valores de pertenencia normalizados en (7), (8) y (9) resultan de realizar la intersección entre los conjuntos difusos empleados en una regla difusa en particular, para realizar la agregación de las reglas se realiza la unión entre las evaluaciones de las reglas.

Se ha propuesto emplear el producto para la intersección entre los conjuntos, y al promedio ponderado como operador de unión [3]. De modo que los valores normalizados son obtenidos con (10).

$$\lambda(x(k)) = \frac{\prod_{n=1}^2 \mu(x(k))}{\sum_{m=1}^{25} \prod_{n=1}^2 \mu(x(k))}. \quad (10)$$

De forma similar, se tienen las 25 reglas para $g(\cdot)$ y el compensador llamado $p(\cdot)$. Al tenerse dos conjuntos para definir el intervalo difuso, se tienen dos valores al evaluar cada uno, en [25] se propone promediar los valores arrojados por ambos sistemas para realizar la reducción de tipo del control difuso tipo 2. Dada la cantidad de reglas difusas, existe la posibilidad de emplear un sistema difuso jerarquizado como en [26].

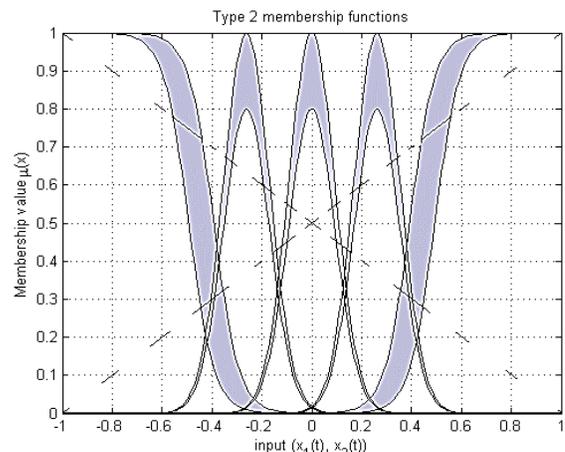


Figura 3 Intervalos difusos tipo 2 empleados. Fuente: los Autores.

$$f = \theta_f^T \left(\frac{\lambda_u x(k) + \lambda_l x(k)}{2} \right) \quad (11)$$

Siendo λ_u el valor de pertenencia normalizado empleando las funciones de pertenencias superiores, y λ_l para las inferiores.

Para determinar la estabilidad de esta regla de aprendizaje, se tomó como base [18], de forma similar, se propone una función candidata de Lyapunov

$$V(k) = \frac{1}{2} P(x^2(k) - r^2(k)) \quad (12)$$

De donde se tiene ahora su variación como:

$$\Delta V(k) = V(k+1) - V(k) \quad (13)$$

De modo que empleando la ecuación de error se obtiene:

$$\Delta V(k) = \frac{1}{2} P(-x^2(k) - \varepsilon) \quad (14)$$

Siendo ε el error de aproximación de $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$, de modo que si el error de seguimiento fuera cero, se tendría una función semi-definida negativa, por lo que el ruido externo ayuda a la convergencia del algoritmo.

Se ha propuesto una superficie de deslizamiento $s(e(k)) = e(k) - 0.3e(k-1)$ con lo que se tienen los polos en $z=0.3$ y la variación de la función de Lyapunov es negativa aun cuando las aproximaciones de las funciones $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$ no han convergido aun.

Algo importante a notar es que la aproximación de $g(\cdot)$ debe diferente a cero en cualquier instante, para esto las funciones de pertenencia deben intersectarse y se propone sumar un ε a la pertenencia normalizada con el fin de evitar una división entre cero.

Así mismo, si se define a la matriz P como positiva, se tendrá un sistema de control estable, un punto difícil de probar es cómo elegir las ganancias de las tasas de aprendizaje, en algunos trabajos [18, 25] se proponen ganancias grandes, con excepción de γ_2 la cual se propone alrededor de uno. En varios trabajos similares [7, 9, 12, 18] se agrega ruido a las mediciones, lo cual podría afectar el desempeño del controlador, pero resulta que es beneficioso para adaptar los consecuentes θ de las reglas difusas.

Modelo del Péndulo Invertido

Como aplicación a manera de benchmark, se utilizó el modelo matemático del péndulo invertido para probar el control propuesto [19], el modelo está definido por (15)

$$x_1 = x_2$$

$$x_2 = \frac{g \sin x_1 - m l x_2 \cos x_1 \sin x_1 / (M+m)}{l (4/3 - m \cos 2x_2 / (M+m))} \quad (15)$$

$$\frac{\cos x_1 / (M+m)}{l (4/3 - m \cos 2x_2 / (M+m))} u + d$$

Donde l es la longitud del péndulo de 0.5m, g es la constante de gravedad a nivel del mar, M es la masa del carro de 1Kg y m es la masa del péndulo, propuesta a estar concentrada en la parte superior del mismo y es de 200g; en cuanto a las variables, x_1 es la posición y x_2 es el ángulo del péndulo respecto a la vertical.

Resultados

Se implementó el sistema de control a nivel de simulación y se encontró que usando una computadora con 4 GB de memoria RAM y un procesador Intel Core Duo a 2.61GHz, la ley de control se calcula en 8.2ms, siendo posible usar un periodo de muestreo de 10ms en aplicaciones reales. Así mismo, se usaron como criterios de error a la IAE, ITAE e ISE [21].

Obteniendo los valores mostrados en la Tabla 1, donde también se muestran los valores obtenidos en [18] para la misma referencia de posición del péndulo, es posible notar que la ITAE tiene un valor menor en [18] que en este trabajo, lo que nos indica que los consecuentes de las reglas aún no han convergido al valor óptimo, siendo así más lento el aprendizaje para la lógica difusa tipo 2.

En [27] se presenta un control PD con intervalos difusos sin utilizar adaptación en las reglas, se muestra una buena respuesta ante entradas constantes y se comenta sobre la robustez del controlador. Para el caso mostrado en el presente trabajo, se emplea una referencia dinámica y unas funciones de pertenencia sin sintonizar, con las cuales se ajusta la salida de las reglas difusas en base a las pertenencias obtenidas y el error medido.

La simulación puede apreciarse en la Figura 4, donde se nota cómo la salida del sistema se asemeja cada vez más a la referencia conforme pasa el tiempo.

Como era de esperarse, si el error es pequeño, al elevarlo al cuadrado se obtienen valores aun menores, de modo que la ISE es menor que la IAE, por otro lado al multiplicar los valores por el tiempo, se castigan los errores obtenidos después de llegar al estado permanente, de modo que la ITAE es la que muestra el valor más grande, lo que también indica que no se tiene un error despreciable al final de la simulación [21].

La señal de control aplicada al péndulo de muestra en la Figura 5, se nota el efecto que tiene el ruido en el cálculo de la señal, el cual reduce su efecto en el sistema gracias a la inercia que tiene el péndulo, además una señal de excitación persistente ayuda sintonizar los consecuentes de las reglas difusas [28].

De este modo, se muestra una aplicación de usar lógica difusa tipo 2 en el control de un sistema dinámico, asumiendo que se desconoce el modelo matemático. Para los resultados mostrados se emplearon las ganancias de aprendizaje $\gamma_1=12$, $\gamma_2=0.75$ y $\gamma_3=40$.

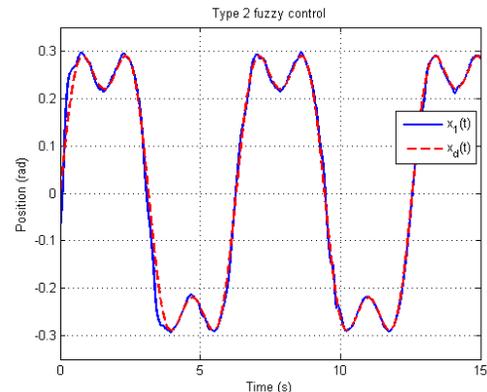


Figura 4 Simulación del sistema de control basado en lógica difusa del tipo 2.

Fuente: los Autores.

Criterio	Valor	
	Usando [17]	Propuesta
IAE	32.8120	30.1522
ITAE	168.7773	172.5521
ISE	1.2104	1.2250

Tabla 1 Criterios de Error en la Simulación

Fuente: los Autores.

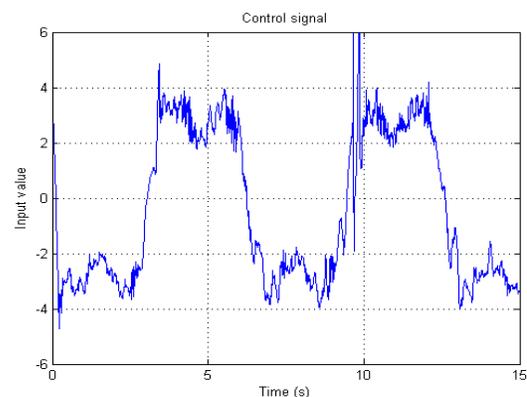


Figura 5 Señal de control aplicada asumiendo ruido en la medición de la salida.

Fuente: los Autores.

Conclusiones

Ante la dificultad de justificar la forma y la cantidad de funciones de pertenencia a utilizar para proponer un sistema difuso, es posible implementar lógica difusa del tipo 2, la cual tiene difusa la pertenencia de los conjuntos. Basándonos en los trabajos de otros autores se propuso una técnica de aprendizaje en tiempo discreto para reducir el gasto computacional para adaptar los consecuentes de las reglas difusas.

Fue posible notar cómo la salida del sistema (posición del péndulo) converge a la referencia conforme pasa el tiempo, el péndulo fue tomado como sistema dinámico para poder comparar los resultados obtenidos con otros trabajos ya existentes, se puede concluir que se logran resultados muy similares, pero el gasto computacional aun es mayor debido a que es equivalente a emplear dos sistemas difusos para ser promediados al final. Respecto a realizar modelado, se podría ver como ventaja el poder ocupar menos funciones de pertenencia para hacer la partición difusa, pero de cualquier modo se requiere más tiempo para procesar los sistemas difusos que definen el intervalo.

Referencias

- [1] Veenman J., Scherer C.W. "A synthesis framework for robust gain scheduling controllers." *Automatica*. 50. 2014. pp. 2799-2812.
- [2] Ahn C.K. "Some new results on stability of Takagi-Sugeno fuzzy Hopfield neural networks." *Fuzzy Sets and Systems*. 179. 2011. pp. 100-111.
- [3] Ross T. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. 2008. John Wiley and Sons. West Sussex. 628 páginas.
- [4] Passino K., Yurkovich S. *Fuzzy Control*. 1998. Addison Wesley. California. 502 páginas.

- [5] Ramos Fernández J.C., Márquez Vera M.A., Cerecero Natale L.F., Lafont F., Balmat J.F. "Modelado difuso Takagi-Sugeno para sintonizar un controlador por calefacción en un invernadero." *Research in Computing Science*. 92. 2015. pp. 69-80.
- [6] González C.I., Melin P., Castro J.R., Castillo O., Mendoza O. "Optimization of interval type 2 fuzzy systems for image edge detection." *Applied Soft Computing*. 47. 2016. pp. 631-643.
- [7] Husek P. "Adaptive fuzzy sliding mode control with moving sliding surface." *Applied Soft Computing*. 42. 2016. pp. 178-183.
- [8] Gupta M., Mohanty B.K. "An algorithmic approach to group decision making problems under fuzzy and dynamic environment." *Expert Systems with Applications*. 55. 2016. pp. 118-132.
- [9] Tavoosi J., Suratgar A.A., Menhaj M.B. "Nonlinear system identification based on a self-organizing type-2 fuzzy RBFN." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 54. 2016. pp. 26-38.
- [10] Abdessameuda A., Polushin I.G., Tayebi A. "Synchronization of nonlinear systems with communication delays and intermittent information exchange." *Automatica*. 59. 2015. pp. 1-8.
- [11] Nguyen T., Khosravi A., Creighton D., Nahavandi S. "EEG signal classification for BCI applications by wavelets and interval type 2 fuzzy logic systems." *Expert Systems with Applications*. 42. 2015. pp. 4370-4380.
- [12] Cervantes L., Castillo O. "Type 2 fuzzy logic aggregation of multiple fuzzy controllers for airplane flight control." *Information Science*. 324. 2015. pp. 247-256.

- [13] Liu X., Mendel J.M., Wu D. "Study on enhanced Karnik-Mendel algorithms: initialization explanations and computation improvements." *Information Science*. 184. 2012. 75-91.
- [14] Masumpoor S., Yaghobi H., Khanesar M.S. "Adaptive sliding mode type 2 neuro-fuzzy control of an induction motor." *Expert Systems with Applications*. 42. 2015. pp. 6635-6647.
- [15] Sun X., Cai C., Yang J., Shen X. "Route evaluation for unmanned aerial vehicle based on type 2 fuzzy sets." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 39. 2015. pp. 132-145.
- [16] Márquez Vera M.A., Ramos Fernández J.C., Cerecero Natale L.F., Lafont F., Balmat J.F., Esparza Villanueva J.I. "Temperature control in a MISO greenhouse by inverting its fuzzy model." *Computers and Electronics in Agriculture*. 124. 2016. pp. 168-174.
- [17] Dymova L., Sevastjanov P., Tikhonenko A. "An interval type-2 fuzzy extension of the TOPSIS method using alpha cuts." *Knowledge Based Systems*. 83. 2015. pp. 116-127.
- [18] Ho H.F., Wong Y.K., Rad A.B. "Adaptive fuzzy sliding mode control design: Lyapunov approach." *5th Asian Control Conference*. 2004. pp. 1502-1507.
- [19] Ogata K. *Ingeniería de control moderna*. 5ª ed. 2010. Pearson Educación. Madrid, España. 894 páginas.
- [20] Marino R., Tomei P. *Nonlinear control*. 1995. Prentice Hall. Great Britain. 396 pages.
- [21] Kuo B.C. *Sistemas de control digital*. 2003. Compañía Editorial Continental. Cd. De México. 751 páginas.
- [22] Porril J., Dean P., Anderson S.R. "Adaptive filters and internal models: multiple description of cerebellar function." *Neural Networks*. 47. 2013. pp. 134-149.
- [23] Utkin V.I. *Sliding modes in control and optimization*. 1992. Springer-Verlag. Moscow. 286 pages.
- [24] Zhang F., Hua J., Li Y. "Indirect adaptive fuzzy control of SISO nonlinear systems with input-output relationship." *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2017. Article in press.
- [25] Masumpoor S., Yaghobi H., Khanesar M.A., "Adaptive sliding mode type-2 neuro-fuzzy control of an induction motor." *Expert Systems with Applications*. 42. 2015. pp. 6635-6647.
- [26] Baydokhty M.E., zare A., Balochian S. "Performance of optimal hierarchical type 2 fuzzy controller for load-frequency system with production rate limitation and governor dead band." *Alexandria Engineering Journal*. 55. 2016. pp. 379-397.
- [27] El-Nagar A.M., El-Bardini M., El-Rabaie N.M. "Intelligent control for nonlinear inverted pendulum based on interval type 2 fuzzy PD controller." *Alexandria Engineering Journal*. 53. 2014. pp. 23-32.
- [28] Ngo P.D., Shin Y.C. "Modeling of unstructured uncertainties and robust controlling of nonlinear dynamic systems based on type-2 fuzzy basis function networks." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 53. 2016. pp. 75-85.