

Modelado difuso Takagi-Sugeno para sintonizar un controlador por calefacción en un invernadero

Julio C. Ramos-Fernández¹, Marco A. Márquez-Vera¹, Luis F. Cerecero-Natale¹,
F. Lafont^{2,3}, J. F. Balmat^{2,3}

¹ Departamento de mecatrónica, Universidad Politécnica de Pachuca,
Zempoala, Hgo., México

² Aix Marseille Université, CNRS, ENSAM, LSIS UMR 7296, 13397 Marseille,
France

³ Université de Toulon, CNRS, LSIS UMR 7296, 83597 La Garde, France

{jramos, marquez, luisfidelmecha}@upp.edu.mx
{lafont, balmat}@univ-tln.fr

Resumen. Este artículo trata sobre el modelado y el control de temperatura en un invernadero, con el fin de compensar las perturbaciones ante la presencia de heladas. Las condiciones de operación involucran una ventilación pasiva, y la irrigación se encuentra apagada. De manera que sólo se controla la temperatura mediante calefacción. Para sintonizar el controlador, un modelo difuso Takagi-Sugeno fue empleado y contruido usando el algoritmo fuzzy c-means para las premisas y mínimos cuadrados para los consecuentes. Mediante mediciones experimentales, donde se activó la calefacción, fue posible sintonizar un modelo difuso. Cada regla difusa corresponde a un submodelo, esta técnica es conocida como compensación paralela distribuida (CPD). El controlador propuesto está basado en el lugar geométrico de las raíces para cada submodelo lineal. La adquisición de datos del microclima se realizó LabVIEW. Los resultados obtenidos son para aplicarse a una válvula proporcional para calefacción, y se muestran los resultados en simulación para dos tipos de aprendizaje: local y global para los consecuentes de los submodelos difusos del tipo Takagi-Sugeno.

Palabras clave: control por calefacción, modelo difuso, invernadero.

1. Introducción

Ante el crecimiento demográfico de la población humana, es necesario producir alimentos en grandes cantidades, para mantener las condiciones climáticas requeridas para un cultivo se emplean invernaderos, el control climático dentro del invernadero es importante para la calidad y la cantidad esperada de la producción agrícola. La temperatura es una variable climática importante para el crecimiento de las plantas [1], esta variable puede ayudar a los procesos fisiológicos de las plantas, pero fuera de determinados rangos, la temperatura puede causar un daño irreversible en el cultivo. Con la producción en invernaderos se protegen las plantas de plagas y se mantiene la

humedad al interior, actualmente se trabaja en los cultivos mediante invernaderos [2]. En la bibliografía en relación a la agricultura protegida, el modelado y control se enfoca principalmente en el clima y la irrigación.

En [3] se realiza identificación difusa Takagi-Sugeno (T-S) mediante clustering para un invernadero, en este tipo de sistemas difusos, los consecuentes de las reglas son combinaciones lineales de las entradas, también se realiza una aproximación multimodelo con resultados satisfactorios, aunque no se aplica un control climático.

En [4] se propone un modelo difuso para modelado y la identificación paramétrica del clima de invernaderos, muestran una estructura jerárquica en la base de reglas del modelo difuso, con esta idea se puede reducir el número de reglas difusas considerando un modelo global del clima del invernadero es aplicado usando un balance de energía. La aproximación encontrada de las variables climáticas es muy similar a las variables reales, sin embargo, en este trabajo se requiere una gran cantidad de mediciones para validar el modelo. Además, la identificación paramétrica es usada en un mecanismo adaptable en línea.

Para mantener un clima adecuado dentro de un invernadero, en el presente trabajo se empleó un sistema difuso T-S para identificar un multimodelo para la temperatura, y consecuentemente proponer una estrategia de control en base al modelo que se propone, Para cada regla difusa se propone un controlador en particular del tipo clásico o lineal [5].

De esta manera, es necesario tener mediciones de diferentes variables climáticas, a fin de tomar en cuenta las perturbaciones presentes del medio ambiente debido a su interrelación no lineal.

Se han desarrollado algunos modelos en la literatura, de manera que se tomó en cuenta una estructura clásica mostrada en [6], en este trabajo se usaron tres funciones de pertenencia para la partición difusa, de manera que se tendrían 3^6 reglas difusas, una estructura jerárquica emplea submodelos colaborativos, e.g. usando tres submodelos para el mismo sistema, es posible usar sólo $3(3^2)$ reglas, este modelo es más fácil de implementar.

En [7, 8] y se emplean mínimos cuadrados para obtener los consecuentes de las reglas, en el presente estudio se usará esta técnica siendo muy similar a la mostrada también en [9]. No sólo existen modelo difusos con la aplicación a invernaderos, en [10] se presenta un modelo basado en algoritmos evolutivos. Una aplicación de control con redes neuronales artificiales se presenta en [11], donde se usa un clasificador ART2.

Para controlar el microclima al interior de un invernadero, lo más común es regular la temperatura interna dentro de un rango recomendado para el cultivo a tratar, en [12] se presenta un control difuso implementado en un FPGA, el control difuso puede ser optimizado como se muestra en [13]. La regulación de la temperatura es importante durante la noche, cuando la temperatura puede descender por debajo de valores críticos, en [14] se presenta un control difuso T-S mediante aire caliente. La humedad relativa al interior es otra variable importante a tratar, en [15] se realiza un control de humedad, para minimizar el consumo de agua se utiliza un control predictivo, un control de humedad para invernaderos se muestra en [16].

El trabajo que aquí se muestra, está organizado de la siguiente manera, primero, en la Sección 2 se describe el invernadero experimental, la subsección 2.2 presenta el modelo difuso, el diseño del controlador se muestra en la subsección 2.3. Los

resultados del control de temperatura, así como la aplicación de únicamente tener un control saturado mediante calefacción son dados en la Sección 3. Finalmente, las conclusiones están en la Sección 4.

2. Materiales y métodos

Para tener una idea sobre el desempeño del control difuso, un modelo puede ser útil en simulación, donde es posible apreciar el desempeño del controlador en lazo cerrado, en esta sección se describe el proceso para obtener un modelo difuso de la temperatura al interior de invernadero, a partir de este modelo se diseña el controlador con la metodología PDC, la cual consiste en diseñar diferentes controladores que actuarán al mismo tiempo, i.e. en paralelo, esto será posible al tener tres submodelos lineales y se diseña un control para cada submodelo, realizando la unión de ellos de manera difusa. Por último, se muestra la simulación así como los criterios de error para tener una noción del desempeño del controlador para este tipo de sistemas.

2.1. Descripción del invernadero

El invernadero se encuentra en la ciudad de Pachuca de Soto, Hidalgo, las características del mismo se presentan en la Tabla 1. El sistema de calefacción es por aire caliente forzado, en esta aplicación una servoválvula fue desarrollada para regular el flujo de gas. Por eso es llamado control por calefacción proporcional, en contraste con un sistema tipo (on-off) donde se contaría con una modulación por ancho de pulso (PWM).

Una importante contribución en este trabajo es mostrar la forma de sintonizar un controlador PDC con una estructura proporcional + integral (PI) difusa, implementado para una servoválvula con respuesta proporcional para regular el flujo de gas de la ignición.

2.2. Modelo difuso

Trabajar con un sistema que cuenta con plantas vivas hace difícil el encontrar un modelo analítico, ya que se trabaja con dinámicas no bien conocidas y variantes en el tiempo, afortunadamente, la lógica difusa emergió como una alternativa para trabajar con información imprecisa o incompleta, así como para tomar decisiones sobre procesos con incertidumbres no aleatorias, de manera similar a como lo hace el lenguaje natural [17]. La noción de conjunto difuso provee un conveniente punto de vista para construir un sistema de inferencia, pero en una forma más general que con conjuntos clásicos [18]. En la lógica difusa, la idea principal es trabajar con variables lingüísticas más fáciles de entender en lugar de usar variables numéricas.

Un sistema difuso es básicamente un conjunto de reglas, las reglas difusas son procesadas por un sistema de inferencia que las evalúa para llegar a una conclusión, puede ser visto como una interpolación entre diferentes subsistemas. Las reglas difusas determinan qué acción hacer mediante variables lingüísticas, las cuales se definen mediante funciones de pertenencia, el conjunto de estas funciones determina

la partición difusa del universo de discurso. En [19] se propone una forma de hacer automáticamente la partición difusa.

Tabla 1. Especificaciones del invernadero.

Parámetro	Características
Coordenadas	Lat: 20.1225° N, Long: -98.7358 O
Ventilación	Pasiva con cuatro cortinas de nylon
Estructura	Galvanizada
Volumen	2270m ³
Túneles	Cuatro túneles de 125m ² con altura de 4.54m
Calefacción	Aire forzado calentado por combustión de gas
Sensor de temperatura	LM35 lineal
Sensor de humedad	HIH4000
Sensor de radiación solar	Radioresistencia
Sistema de adquisición de datos	PIC con ADCs a 10 bits
Sistema de comunicación	Comunicación serial por RF con X-bee
Software	LabVIEW
Cultivo	Jitomate
Plantas por m ²	Ocho
Irrigación	Por sistema gota a gota

Son dos los sistemas de inferencia difusos los más usados, el tipo Mamdani y el T-S [17], en el primero, los consecuentes de las reglas son difusos, mientras que en el T-S los consecuentes son combinaciones lineales de las entradas llegando a ser incluso constantes.

En el presente trabajo, el sistema de inferencia es un tipo T-S lo que a su vez simplifica el paso de quitar la parte difusa al agregar los consecuentes de las reglas [18], el sistema de inferencia describe la temperatura interna dentro de ciertos valores.

Una representación para las reglas difusas se muestra en (1)

$$R^i : \text{if } x(k) \text{ is } v^i, \text{ then } \tilde{T}_i(k+1) = \theta^i x(k), \quad (1)$$

donde R^i es la i -ésima regla, $x(k)$ es un vector que contiene las mediciones incluyendo: la temperatura tanto interna como externa, la humedad relativa, la velocidad del viento, radiación solar, déficit de presión de vapor, ventilación pasiva y el aire forzado caliente, que es la entrada de control, de manera que el vector de estado es $x(k) = [T_i(k), RH_i(k), T_e(k), Rad(k), VPD(k), Cal(k), Ven(k)]^T$, v_i representa la i -ésima función de pertenencia, la cual puede representar el centro de un cluster en la i -ésima regla o submodelo, θ_i es el vector de consecuentes, $\tilde{T}_i(k+1)$ es la aproximación de la temperatura interna, la cual se puede ver como la interpolación entre modelos que son una combinación lineal de las estradas. Para determinar los consecuentes, se emplearon mínimos cuadrados [7, 20].

Se emplearon variables climáticas para obtener un modelo difuso: la temperatura y la humedad relativa internas son $T_i(k), H_i(k)$, la temperatura externa es $T_e(k)$, la

radiación solar se representa con $Rad(k)$, el déficit de presión de vapor se denota por $VPD(k)$, la variable manipulada es $Cal(k)$ y la ventilación pasiva es $Ven(k)$.

Se utilizó el producto como T-norma para realizar la intersección entre conjuntos difusos, la agregación de la reglas fue usando el máximo como operador de unión, la salida del sistema difuso puede calcularse con (2)

$$\tilde{T}_i^j(k+1) = \frac{\prod_{i=1}^c \mu_{\tilde{A}_i} v_i(k)}{\sum_{j=1}^n \prod_{i=1}^c \mu_{\tilde{A}_i} v_i(k)} \theta_j, \quad (2)$$

donde j representa la j -ésima regla, i denota el i -ésimo conjunto difuso, c es el número de conjuntos difusos, n es el número de reglas difusas, θ_j es el consecuente de la regla, $v_i(k)$ es la señal de entrada. Aquí, $\mu_{\tilde{A}_i}$ representa el valor de pertenencia al conjunto difuso \tilde{A}_i .

Una vez definidas las entradas y los operadores difusos, el algoritmo de clustering es aplicado para obtener los conjuntos difusos que mejor describan el comportamiento de la temperatura interna, el algoritmo empleado fue el fuzzy-c means [7]; la interrogante podría ser cuántos clusters deberían utilizarse, pocos clusters presentarían un desempeño pobre, y muchos pueden sobremodelar al sistema. Ya que se ha obtenido un modelo, es necesario validarlo debido a que ante los valores empleados para obtenerlo se puede presentar un buen desempeño y no así con otros valores de entrada.

En este trabajo se emplearon tres clusters para identificar la temperatura interna, el exponente usado por el fuzzy-c means fue $m = 2.5$, el valor de tolerancia fue $\varepsilon = 0.001$. Los datos usados para obtener el modelo fueron tomados el 24 de mayo de 2014. Se tomaron 423 muestras entre las 12:00 am y las 08:00 pm para cada variable climática, para la validación del modelo se tomaron 394 muestras alrededor de las horas mencionadas pero un día después, el periodo de muestreo fue de 2 minutos.

Fueron aproximados dos modelos difusos, el primero empleando una aproximación local; para este caso, se minimizó la función determinada por (3)

$$J_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n f_i(k) (T_j(k) - \tilde{T}_j(k))^2, \quad (3)$$

donde $f_i(k)$ es una función de validación, y $\tilde{T}_i(k) = v^T(k-1)\theta_i$ es el modelo difuso de la temperatura interna. Si no se emplea la función de validación, la función de costo daría un aprendizaje para un modelo global [21], ahora se obtiene la matriz extendida Φ_g de la siguiente manera:

$$\Phi_g = [W_1\Phi \ W_2\Phi \ \dots \ W_n\Phi],$$

donde la matriz cuadrada $W_i(k) = \text{diag}[\mu_i(k)]_{k=1}^n$ tiene los valores de pertenencia en la diagonal, los consecuentes para las reglas se encuentran usando (4)

$$\tilde{\theta} = (\Phi_g^T \Phi_g)^{-1} \Phi_g^T T_i. \tag{4}$$

Las simulaciones de los modelos aproximados se muestran en la Fig. 1, empleando el algoritmo fuzzy-c means se encontró el modelo local, el otro modelo fue obtenido con los consecuentes obtenido al utilizar (4) [21].

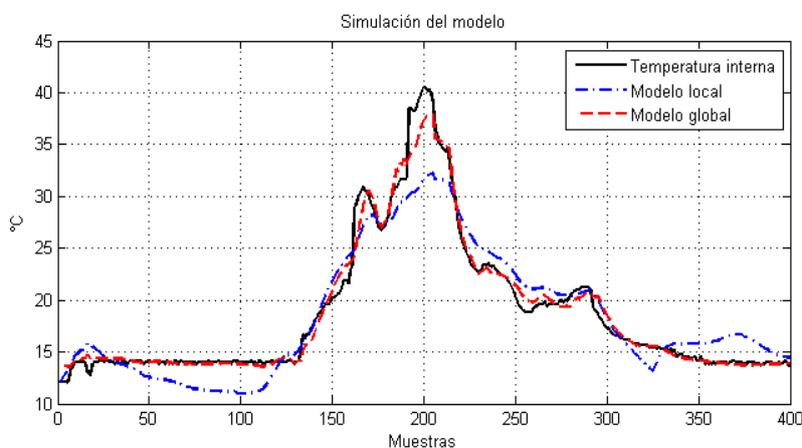


Fig. 1. Simulación del modelo.

Para validar el modelo, se realizaron mediciones de las variables climáticas el día 25 de mayo de 2014 y la temperatura arrojada por el modelo se muestra en la Fig. 2. Los errores medios y sus variaciones se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Error en el modelo difuso.

Parámetro	Error medio (°C)	Variación del error (°C)
Modelo local	1.9834	6.9600
Modelo global	0.8888	1.5903

2.2. Diseño del controlador

La acción de control fue desarrollada usando el lugar geométrico de las raíces [22], al emplearse tres clusters se obtuvieron tres submodelos lineales dados por los consecuentes de las reglas difusas con la siguiente estructura

$$G_{\text{mod}_i}(z) = \frac{\theta_{\gamma_i}}{z - \theta_{\lambda_i}}$$

donde θ_{ii} representa el primer elemento del vector de consecuentes para el i -ésimo modelo. Dado que el periodo de muestreo fue de 2 min, se propuso tener un tiempo de establecimiento para el sistema de 10 min, así como tener 10 muestras por cada ciclo de oscilación del sistema, en tiempo discreto se tiene que $z = e^{Ts}$, de manera que $|z| = e^{T\sigma}$ y $\angle z = 2\pi\omega_d / \omega_s$, siendo $\sigma = \text{Re}(s)$ y $\omega_d = \text{Im}(s)$.

De esta manera, del método de clustering, se propone que los polos deseados para cada submodelo sean

$$z = 0.4425 + 0.0780i,$$

como cada submodelo encontrado es de primer orden, la función de transferencia del controlador para cada modelo está dada por (5)

$$G_{Di}(z) = \frac{K_i(z + \beta_i)}{(z - 1)(z + \alpha_i)}, \quad (5)$$

donde $\beta_i = -\theta_{ii}$ es un cero que cancela al polo del submodelo determinado por el primer elemento del vector de consecuentes del i -ésimo cluster, el polo en $z = 1$ es para tener un integrador con el fin de eliminar el error en estado estable o estacionario.

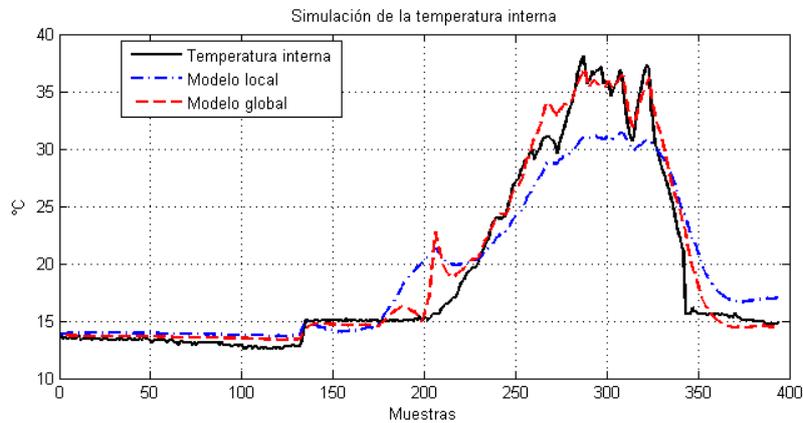


Fig. 2. Validación de los modelos.

Para colocar los polos en la ubicación deseada, es necesario que la suma de los ángulos de los polos y ceros hacia la ubicación deseada sea de 180° , el ángulo ϕ_i requerido se obtiene con (6)

$$\phi_i = 180^\circ - 90^\circ + \arctan \frac{1 - \text{Re}(z)}{\text{Im}(z)}, \quad (6)$$

siendo $\phi_i = 7.9646^\circ$ el polo necesario para tener este ángulo se obtiene con (7)

$$\alpha_i = \frac{\text{Im}(z)}{\tan(\phi_i) - \text{Re}(z)}. \quad (7)$$

Finalmente, para encontrar la ganancia de control K_i , se toma en cuenta que la magnitud del sistema en tiempo discreto debe ser 1, de manera que la ganancia se determina con (8)

$$k = \left\| \frac{(z-1)(z+\alpha_i)}{\theta_{7i}} \right\|_{z=0.4425+0.0780i}, \quad (8)$$

donde θ_{7i} representa el 7-ésimo elemento del vector de consecuentes del i -ésimo cluster, una descripción gráfica del diseño del controlador se presenta en la Fig. 3.

Estos controles locales son definidos para cada regla difusa con el fin de encontrar la señal de control que se aplicará en el sistema, las reglas del control difuso están dadas por (9).

$$R^i : \text{if } x(k) \text{ is } v^i, \text{ then } Cal(k) = K_i e(k-1) + K_i \beta_i e(k-2) + (1-\alpha_i) Cal(k-1) - \alpha_i Cal(k-2). \quad (9)$$

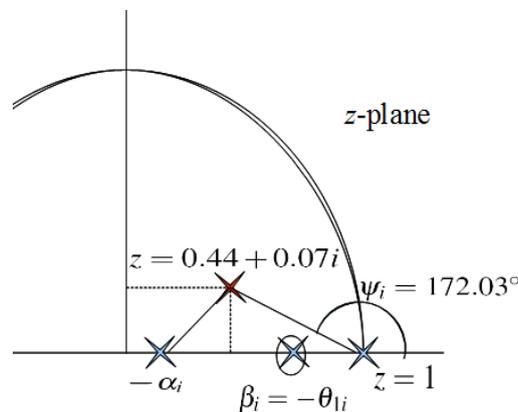


Fig. 3. Diseño del controlador.

El esquema del controlador se muestra en la Fig. 4, donde los submodelos dan los parámetros usados para los controles locales, las variables $T_i(k-1)$ y $H_i(k-1)$ son usadas para obtener el $VPD(k-1)$, este modelo es usado para las simulaciones.

En la Fig. 5 es posible ver la simulación del control usando ambos modelos. En estas simulaciones no existe una restricción para la señal de control y los valores entre las muestras 200 y 350 pueden ser vistas como el resultado de tener perturbaciones en un sistema de primer orden, las cuales hace que la referencia varía alrededor del valor

de referencia, en la práctica es posible que se tenga una saturación en la señal de control, pero en este caso no se logró el rechazo de las perturbaciones sólo con la acción integral del controlador.

3. Resultados

En el invernadero experimental, la acción de control es dada por un calefactor, de manera que la señal sólo puede dar valores positivos entre 0 y 100%, i.e. no se cuenta con un sistema de enfriamiento. Tomando en cuenta esta situación, en la Fig. 6 se muestra el control para una señal solo con el signo positivo, aquí es posible ver que cuando la temperatura interna es mayor que la referencia, la simulación llega a los valores de temperatura dados por el modelo sin acción de control, el cual fue obtenido de con el modelo difuso y las mediciones experimentales realizadas previamente, tal como se muestra en la Fig. 2, lo cual ocurren entre las muestras 200 y 350.

Los errores medios y sus variaciones para el esquema de control mostrado se aprecian en la Tabla 3. Al saturar la señal de control, no es posible apreciar una diferencia importante entre usar un modelo local o uno global, con los valores tomados de la Fig. 5 se calculó la integral del error cuadrático (ISE) (10) y la integral del absoluto del error (IAE) (11) [23] para tener una mejor idea sobre el desempeño del controlador difuso. Los resultados de estos criterios de error están en la Tabla 4, donde es posible ver que el sobre-modelado de usar un aprendizaje global produce alrededor del doble de error comparado con un aprendizaje local.

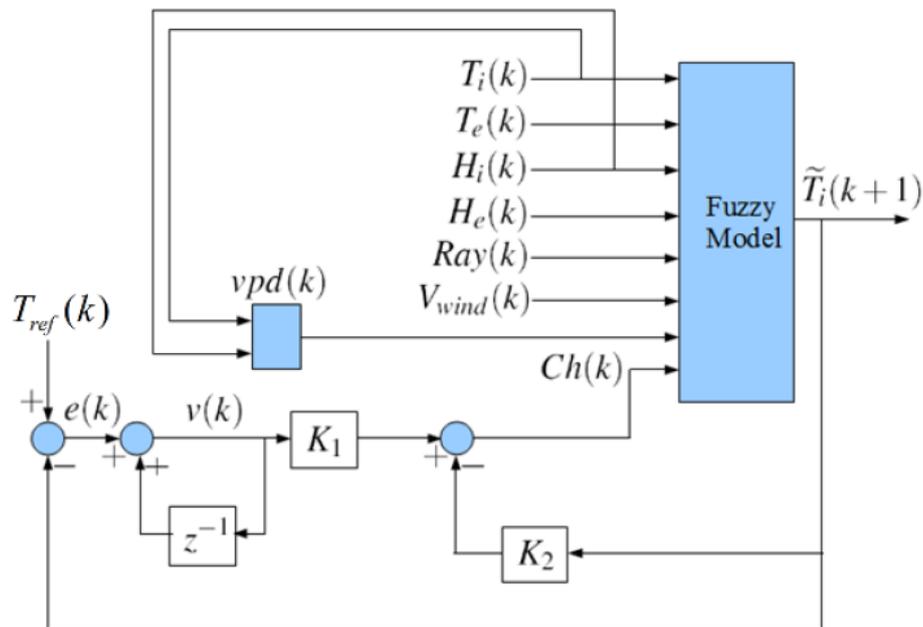


Fig. 4. Esquema del controlador difuso.

$$ISE = \int_0^T e^2(t)dt, \tag{10}$$

$$IAE = \int_0^T |e(t)|dt, \tag{11}$$

Tabla 3. Error del controlador con aprendizaje local y global.

Parámetro	Error medio °C	Variación del error °C
Modelo local	1.4606	5.3520
Modelo global	2.2771	15.6989

Tabla 4. Comparación con diferentes criterios de error.

Método	ISE	IAE
Modelo local	16,562.4720	5,946.2657
Modelo global	32,718.2758	10,044.0510

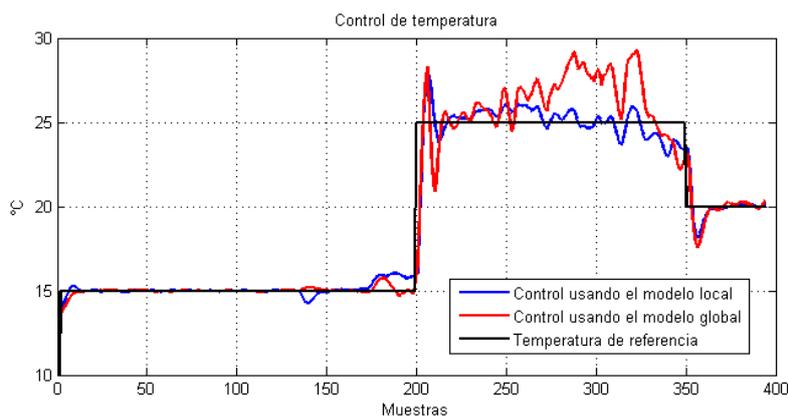


Fig. 5. Simulación del control de temperatura.

4. Conclusiones

El modelado difuso es una alternativa cuando es difícil obtener un modelo matemático, también es posible usar el conocimiento de un experto en el sistema a modelar, esto se puede plasmar en un modelo difuso, en este trabajo se usaron dos técnicas para obtener un modelo. El usar un aprendizaje local funciona como un filtro eliminando las variaciones en la temperatura, el aprendizaje global mostró un mejor desempeño en la aproximación en comparación con el aprendizaje local, pero al tener un modelo más parecido al comportamiento real del sistema puede causar un sobre-modelado al tomar en cuenta las perturbaciones y el ruido o errores en la medición.

El control difuso aplicado a ambos modelos es similar a un PI, ya que se tiene un polo en $z = 1$, para contar con los polos deseados, fue agregado un polo más con lo que se cumple la condición de hacer 180° a la ubicación deseada, la ganancia del

control es necesaria para de mantener los polos en un lugar específico dentro del lugar geométrico de las raíces. Un control en particular fue diseñado para cada regla difusa, siendo tres en este caso, estas acciones de control están enlazadas de forma difusa para obtener la señal de control a aplicar al sistema.

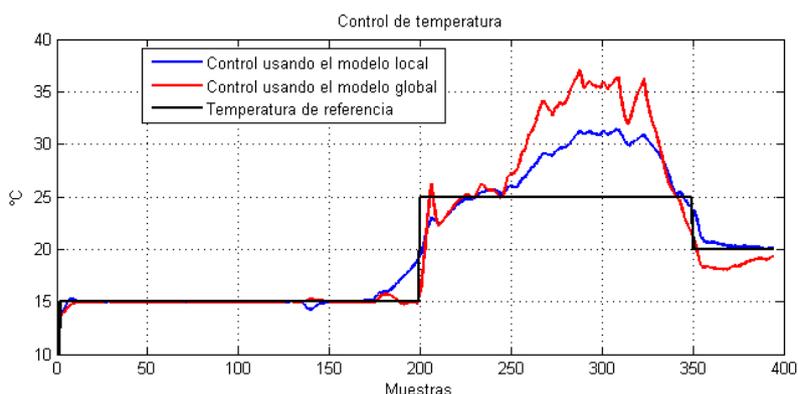


Fig. 6. Control de temperatura sólo con calefacción.

En simulación fue posible ver cómo el diseño del controlador que usa un modelo con aprendizaje local mostró un mejor desempeño que con aprendizaje global, en base a los criterios de error utilizados, dado que en el sistema real no es posible enfriar el invernadero cuando el error de control de la calefacción se hace positivo, en la Fig. 6 se mostró la simulación de saturar el controlador para tener únicamente calefacción, aquí se puede ver cómo entre las muestras 200 y 350, cuando la temperatura interna es superior a la referencia, el sistema sigue los modelos difusos según sea el tipo de aprendizaje usado para modelar el clima. Por otra parte, el control usa los parámetros obtenidos por el modelo difuso con los aprendizajes local o global para regular la temperatura usando el modelo respectivo.

Como trabajo futuro se propone contar con un sistema de enfriamiento para el invernadero, y así aplicar el sistema de control en lazo cerrado. Finalmente un control con modelo interno ayudará al rechazo de perturbaciones, siendo en este caso, la velocidad del viento, la radiación solar y la humedad relativa dentro y fuera del invernadero.

Referencias

1. Vermeulen, K., Aerts, J. M., Dekock, J., Bleyaert, P., Berckmans, D., Steppe, K.: Automated leaf temperature monitoring of glasshouse tomato plants by using a leaf energy balance model, *Computers and Electronics in Agriculture*. 87 (2012) 19–31
2. Bennis, N., Duplaix, J., Enea, G., Haloua, M., Youlal, H.: Greenhouse climate modelling and robust control, *Computers and Electronics in Agriculture*. 61 (2008) 96–107
3. Trabelsi, A., Lafont, F., Kamoun, M., Enea, G.: Fuzzy identification of a greenhouse, *Applied Soft Computing*. 7 (2007) 1092–1101

4. Salgado, P., Cunha, J. B.: Greenhouse climate hierarchical fuzzy modelling, *Control Engineering Practice*. 13 (2005) 613–628
5. Wang, H. O., Tanaka, K., Griffin, M. F.: Parallel distributed compensation of nonlinear systems by takagi-sugeno fuzzy model, *Proc. FUZZY-IEEE/IFES 95(1)* (1995) 531–538
6. Márquez, M. A., Waissman, J., Gutiérrez, O.: Fuzzy model based iterative learning control in phenol biodegradation, *Foundations of Fuzzy Logic and Soft Computing*. 4529 (2007) 328–337
7. Babuška, R.: *Fuzzy Modeling for Control*, International Series in Intelligent Technologies, Aachen, Germany (1998)
8. Abdel-Rahman, E. M., Mutanga, O., Odindi, J., Adam, E., Odindo, A., Ismail, R.: A comparison of partial least squares (pls) and sparse pls regressions for predicting yield of swiss chard grown under different irrigation water sources using hyperspectral data, *Computers and Electronics in Agriculture*. 106 (2014) 11–19
9. Gorrostieta-Hurtado, E., Sotomayor-Olmedo, A., Pedraza-Ortega, J. C., Aceves-Fernandez, M. A., Villaseñor-Carillo, U. G.: Modeling key parameters for greenhouse using fuzzy clustering technique, *Proc. Conf. of Ninth Mexican International Conference on Artificial Intelligence*. 9 (2010) 103–106
10. Herrero, J., Blasco, X., Martínez, M., Ramos, C., Sanchis, J.: Non-linear robust identification of a greenhouse model using multi-objective evolutionary algorithms, *Biosystems Engineering*. 98 (2007) 335–346
11. Fourati, F.: Multiple neural control of a greenhouse, *Neurocomputing*. 139 (2014) 138–144
12. Castañeda-Miranda, R., Ventura-Ramos, E., del Río Peniche-Vera, R., Herrera-Ruiz, G.: Fuzzy greenhouse climate control system based on a field programmable gate array, *Biosystems Engineering*. 94 (2006) 165–177
13. Lafont, F., Balmat, J. F.: Optimized fuzzy control of a greenhouse, *Fuzzy Sets and Systems*. 128 (2002) 47–59
14. Nachidi, M., Rodriguez, F., Tadeo, F., Guzman, J.: Takagi-sugeno control of nocturnal temperature in greenhouses using air heating, *ISA Transactions*. 50 (2011) 315–320
15. Körner, O., Challa, H.: Process-based humidity control regime for greenhouse crops, *Computers and Electronics in Agriculture*. 39 (2003) 173–192
16. Blasco, X., Martínez, M., Herrero, J. M., Ramos, C., Sanchis, J.: Model based predictive control of greenhouse climate for reducing energy and water consumption, *Computers and Electronics in Agriculture*. 55 (2007) 49–70
17. Ross, T.: *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons, Ltd., West Sussex (2008)
18. Passino, K., Yurkovich, S.: *Fuzzy Control*, Addison Wesley Longman Inc., California (1998)
19. Su, Z. G., Wang, P. H., Shen, J., Li, Y. G., Zhang, Y. F., Hu, E. J.: Automatic fuzzy partitioning approach using variable string length artificial bee colony (vabc) algorithm, *Applied Soft Computing*. 12 (2012) 3421–3441
20. Sabzevar, M., Naghibzadeh, M.: Fuzzy c-means improvement using relaxed constraints support vector machines, *Applied Soft Computing*. 13 (2013) 881–890
21. Foulloy, L., Galichet, S., Titli, A.: *Commande floue 2: de l'approximation à l'apprentissage*, volume 2, Hermes Science Publications, France (2003)
22. Kuo, B.: *Sistemas de Control Digital*, Compañía Editorial Continental, México, (2003)
23. Åström, K., Hägglund, T.: *Advanced PID Control*, Instrumentation, Systems, and Automation Society, United States of America (2006)