



**Universidad
Autónoma de
Querétaro**



6° CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO

M. en A. Raúl Iturralde Olvera ***Rector***
Dr. Guillermo Cabrera López ***Secretario Académico***
Rest. Roberto González García ***Secretario de Extensión Universitaria***
Dr. Gilberto Herrera Ruiz ***Director de la Facultad de Ingeniería***
Lic. Sergio Rivera Guerrero ***Coordinador de Publicaciones***

Diseño: L.A.V. Juan Carlos Reyes García
Edición: Dra. Adriana Rojas Molina

D.R. © Universidad Autónoma de Querétaro
Centro Universitario, Cerro de las Campanas s/n Código Postal 76010, Querétaro, Qro.,
México

Primera Edición, Mayo de 2010
Hecho en México
Made in Mexico



INDICE

INDICE.....	i
TEMATICA: Ingeniería de Control.....	1
Diseño de un identificador paramétrico, mediante redes neuronales artificiales, aplicado a robot PUMA.....	1
El algoritmo de CORDIC como una alternativa para el cálculo de Fase y Amplitud en sistemas de coordenadas rectangulares.....	11
Modelado y diseño de un simulador para robot esférico de 3 GDL.....	17
Prototipo de panel de operación para maquinaria de control numérico.....	29
Sintonización de controladores PID utilizando Algoritmos Genéticos.....	36
Sistema de control para microposicionamiento basado en FPGA.....	44
Sistema de medición y análisis de vibraciones inalámbrico basado en FPGA.....	53
Sistemas de control robusto usando controladores de dos grados de libertad.....	64
TEMATICA: Ingeniería de Biosistemas.....	74
Desinfección De Granos Por Medio De Un Campo Electromagnético De Alta Frecuencia.....	74
Evaluación de avena, trigo y cebada para producción de forraje verde hidropónico.....	80
Modelado Difuso de un Invernadero de Jitomate utilizando Técnicas de Clustering.....	91
Potencial de la modelación matemática en la calidad de frutos.....	100
TEMATICA: Ingeniería de Invernaderos y su Instrumentación.....	110
Efecto de la densidad de siembra en el rendimiento de tomate (<i>Lycopersicon esculentum</i> Mill) en condiciones de fertirriego en invernadero.....	110
Acercamiento al diseño de un sistema de amortiguamiento térmico pasivo para invernadero.....	116
Diseño de un sensor para medir el crecimiento del jitomate dentro de un invernadero.....	125
TEMATICA: Ingeniería de Vías Terrestres y de Transporte.....	129
Simulador de manejo de camiones pesados.....	129
Estudio de la rugosidad del pavimento sobre la estabilidad direccional.....	140
Potencial de daño a pavimentos por el oleaje de la carga transportada.....	152
La comprensión y la fatiga al impacto de ladrillos de arcilla cocida.....	164
Estudios experimentales comparativos de arrastre y sustentación en cuerpos diversos.....	172
Estudio experimental de los vórtices de las puntas de ala de una aeronave.....	184
Boeing 737 serie 300 y sus efectos en tierra.....	184



Enfoques sobre la influencia de las variaciones del contenido de agua debido a cambios ambientales en los diferentes diseños de pavimentos.....	193
Consideraciones y aspectos principales a considerar en la prestación de un servicio de transporte local. ..	201
Un asiento inflable para transporte aéreo, para ahorrar combustible.....	208
TEMATICA: Procesamiento de Imágenes	219
Metodología para manejo de imágenes en FPGA.....	219
TEMATICA: Ingeniería de Materiales	227
Síntesis de Nanoalambres de plata mono y bi-dimensionales por el método del poliol.....	227
Innovación en la Construcción inspirada en la naturaleza, utilizando nuevos materiales	234
Síntesis y Características Estructurales de Sistemas Semiconductores de Cd _{1-x} Zn _x S confinados en SBA-15: Fotocatalizadores para la Producción de Hidrógeno.	245
Influencia de la granulometría del agregado en la resistencia a compresión y absorción de morteros elaborados con base en las NTCM-RCDF-2004.....	254
Diseño y evaluación de bloques de tierra comprimida estabilizados con cal (BTCAL)	268
Degradación Fotocatalítica Heterogénea de Contaminantes Orgánicos Utilizando Dióxido de Titanio Soportado en el Material Mesoporoso SBA-15	279
Remediación de Metales Pesados Utilizando Sílice Mesoporosa SBA-15 Funcionalizada con Grupos Mercaptano, Amino y Carboxílico.....	289
TEMATICA: Calidad	300
Elaboración de una metodología de calidad para la certificación de procesos administrativos en laboratorios de instituciones educativas	300
TEMATICA: Tecnología Electrónica.....	307
Modelo cinemático y sistema electrónico de un robot móvil para medición de espesores de pared en superficies ferromagnéticas	307
Desarrollo de prototipo de dos canales para la medición de señales de Ultrasonido.	318
IP core PID en HDL para aplicaciones basadas en FPGA	328
Comparación de dos tipos de redes neuronales artificiales (retropropagación y base radial), utilizadas para el diagnóstico paramétrico de turbinas de gas.....	339
TEMATICA: Diseño e Innovación.....	350
Propuesta del mejoramiento de las condiciones térmicas del vestíbulo del Centro de Diseño e Innovación Tecnológica de la Facultad de Ingeniería	350
“La otra banda”. Identidad, cultura, e intercambio.	357
El vacío y la construcción del espacio: tres escalas diferentes.....	365
El desarrollo de los objetos-producto	370
El espacio otro: la heterotopía.	378



La experiencia de la ciudad a través de la pantalla: arte y nuevas tecnologías	385
Los espacios públicos desde la perspectiva cinematográfica (la primera mitad de la historia)	394
TEMATICA: Ingeniería Matemática	399
Estimación del torque indicado de un motor Diesel vía redes neuro-difusas	409
Criterio de calidad de guitarras acústicas, utilizando la transformada discreta de Fourier	419
Algunas Aplicaciones de la Transformada Rápida Discreta de Fourier	431
Método para segmentación de palabras empleando Redes Neuronales Artificiales.....	441
TEMATICA: Ingeniería de Recursos Hídricos y ambiental	448
Variabilidad de la Precipitación y Temperatura en el Valle de Querétaro	448
Red de estaciones meteorológicas interconectadas para monitoreo de variables climatológicas en los altos de Chiapas.....	459
TEMATICA: Estructuras y Geotecnia.....	473
Resistencia mecánica en rocas sin preparación con el equipo point load y su mecánica de falla	473
Medición de la succión con papel filtro según la norma ASTM D5298-03.....	484
Zeolitas y arcillas, síntoma de devitrificación en ignimbritas de Michoacán, México.	498
Caracterización y comportamiento catalítico de nanopartículas de Au soportadas en SBA-15 modificada con óxido de titanio para la oxidación de CO	506
Simulación de adherencia mecánica, entre varilla GFRP y concreto, usando el método de elementos finitos	516
Seis sigma en el proceso de pavimentación	527
Nanopartículas de oro soportadas en SBA-15 decorada con CeO ₂ : características estructurales y actividad en la oxidación de CO.....	537
Monitoreo y predicción de agrietamientos por subsidencia en la falla de la avenida 5 de febrero	551
Determinación de la calidad del tabicón y tabicón ahulado	557
Comportamiento a fatiga de las mezclas asfálticas.....	565
TEMATICA: Software e Instrumentación	578
Propuesta de Metodología de Desarrollo de Software.....	578
Minería visual de datos aplicados al paradigma estructural de la web	599
Metodología para la verificación de sistemas de medición de flujo de hidrocarburos utilizando sistemas de control de tiempo real	605
Metodología ágil SCRUM en conjunto con la filosofía “justo a tiempo (JIT)”	620
Implementación del patrón MVC en aplicaciones web con struts.....	630
Implementación de un data mart para el control de aspirantes de una institución educativa, utilizando software libre	638



Implementación de una red de sensores inalámbricos tipo Ad-hoc para el monitoreo en tiempo real de temperatura al interior y exterior de edificios	649
Implementación de PSP / TSP con SCRUM en las fases tempranas de un proyecto de desarrollo de software en equipos pequeños.....	660
Implementación del patrón mvc en aplicaciones web con struts	665
Metodologías de desarrollo de software: una nueva perspectiva.....	675
TEMATICA: Hardware y Aplicaciones	681
Sistema de seguridad para apertura de puertas basado en Bluetooth.....	681
Reconstrucción de superficies en 3D.....	693
Planeación de trayectorias 3D para robots manipuladores	702
Análisis por Wavelets	712
Caracterización de un sistema de reconstrucción de objetos.....	722
Mantenimiento Industrial Seis Sigma con Tecnologías de Diagnostico Personalizadas de Bajo Costo.....	732
Construcción de Hardware para el monitoreo de las variables de un sistema de navegación inercial	742
Arquitectura abierta modular para el hardware de un sistema CNC	751
TEMATICA: Varias.....	761
Análisis de Esfuerzos en Losas de pisos de concreto de contracción compensada	761
Sistema de dovelas poliédricas para elementos en la construcción usando ferrocemento.....	773
Influencia de la adherencia del mortero de recubrimiento en la resistencia a cortante de muros de mampostería reforzados con malla electrosoldada.....	777
Instrumento para Medir y Evaluar Vibraciones de Maquinaria Rotatoria con Software de Código Abierto y Hardware Comercial.....	792
Modelado de un Sistema de Predicción de Partículas PM10 utilizando ANFIS.....	799
Modelo Matemático y Simulación de Motor de Corriente Directa (CD).....	810
Contribución del aplanado de mortero de cal sobre algunas propiedades físico-mecánicas de Mampostería.....	820
Propiedades mecánicas de tabiques de concreto ligero con residuos de PET.....	829
Serie Colloid 900, un aditivo para mezcla asfáltica en caliente.....	838
Us Deformaciones volumétricas en suelos no saturados.....	848



Modelado Difuso de un Invernadero de Jitomate utilizando Técnicas de Clustering

Artemio Sotomayor Olmedo, Zaira Yared González Servín, Moya Morales Juan Carlos,
Efrén Gorrostieta Hurtado, Jesús Carlos Pedraza Ortega, José Emilio Vargas Soto
CIDIT Facultad de Informática de la Universidad Autónoma de Querétaro

RESUMEN. Las técnicas de clustering generalmente son utilizadas en problemas de clasificación y reconocimiento de patrones. Además, se utiliza la lógica difusa en el modelado de sistemas donde la información es escasa, imprecisa o su comportamiento se describe mediante un modelo matemático demasiado complejo. Como ejemplo de este tipo de sistemas, se considera el caso de un invernadero, donde las variables son: temperatura al interior y exterior, humedad en el interior y exterior, velocidad y dirección del viento, presentan un comportamiento dinámico y no lineal; siendo la temperatura interna y humedad interna las variables de interés para el control y modelado del invernadero. En este proyecto se presenta el desarrollo e implementación de tres algoritmos de clustering, fuzzy K-means clustering, fuzzy C-means clustering y fuzzy clustering subtractive, como base para la creación de sistemas difusos y su aplicación en el modelado de temperatura y humedad de un invernadero del laboratorio de biotrónica de la Universidad Autónoma de Querétaro.

Palabras clave: Clasificación y reconocimiento de patrones, lógica difusa, fuzzy C-means clustering, fuzzy subtractive clustering.

2 Introducción

Durante las últimas dos décadas, se han realizado importantes esfuerzos para desarrollar modelos adecuados para el control y manejo de invernaderos (*Bot, 1893; Jones, Hwang & Seginer, 1995; Domínguez, 1998 Guzmán-Cruz et al., 2006, J. Rodríguez Garza et al., 2006*). El estudio de invernaderos requiere un conocimiento a priori donde se consideren diversas variables y factores como: radiación solar, velocidad del viento, dirección del viento, temperatura al interior y exterior del invernadero, humedad al interior y exterior del invernadero, etc. Dichos valores pueden ser obtenidos a través de mediciones experimentales o mediante simulación por computadora, de manera regular los valores obtenidos mediante mediciones experimentales implican una fuerte inversión en tiempo y esfuerzo; consecuentemente los valores obtenidos mediante simulación por computadora se convierten en una herramienta ampliamente utilizada en el diseño y simulación de sistemas. Frecuentemente estos diseños consisten en un conjunto de ecuaciones diferenciales de primer orden.

En la literatura las técnicas de diseño y simulación pueden ser divididas en dos categorías principales: modelado de sistemas físicos e identificación de sistemas (*Ljung, 1987*). El modelado de sistemas físicos está sustentado en las leyes físicas involucradas en el proceso o fenómeno a analizar, mientras que la identificación de sistemas estudia la relación de Entrada-Salida (E/S) en un proceso y la experiencia empírica (generalmente la experiencia empírica es aportación de algún experto en el fenómeno o proceso a tratar).

La teoría de sistemas difusos (fuzzy) permite el uso de variables lingüísticas para la representación cuantitativa de valores (*Zadeh, 1996*), y puede ser utilizada para modelar el comportamiento de un invernadero mediante un enfoque de identificación de sistemas. Más aun las técnicas de modelado difuso (fuzzy) proveen un marco sólido de trabajo para la descripción de sistemas dinámicos no lineales (*Gorrostieta et al., 2009, Collazo et al, 2010*). El marco básico de trabajo de los sistemas difusos se compone de: análisis de antecedentes, un motor de inferencia difusa y análisis de consecuentes.

Las técnicas de clustering son ampliamente utilizadas en problemas de identificación de sistemas y reconocimiento de patrones (*Takagi-Sugeno, 1985*). El reconocimiento de patrones y las técnicas de clustering, consisten en hallar características similares en ambientes complejos y con ruido, por ejemplo un invernadero, agrupando los datos bajo criterios de selección o algoritmos de clustering. Algunos de los algoritmos más ampliamente difundidos en la literatura son fuzzy C-means clustering (*Bezdek, J.C., 1981*) y fuzzy clustering subtractive (*Chui, S., 1994; Yaguer & D.Fliev, 1994*). La principal aportación de este trabajo es el modelado de la temperatura y humedad de un

invernadero utilizando técnicas de clustering C-means, clustering K-means y clustering subtractivo para la construcción del sistema difuso.

3 Invernaderos

El comportamiento dinámico de un invernadero implica una combinación de procesos físicos: transferencia de energía (calor y radiación) y transferencia de masa (vapor de agua, concentración de CO₂, etc.). En este trabajo las variables de interés a modelar son: la temperatura y humedad internas de un invernadero de jitomate, véase Figura 1.

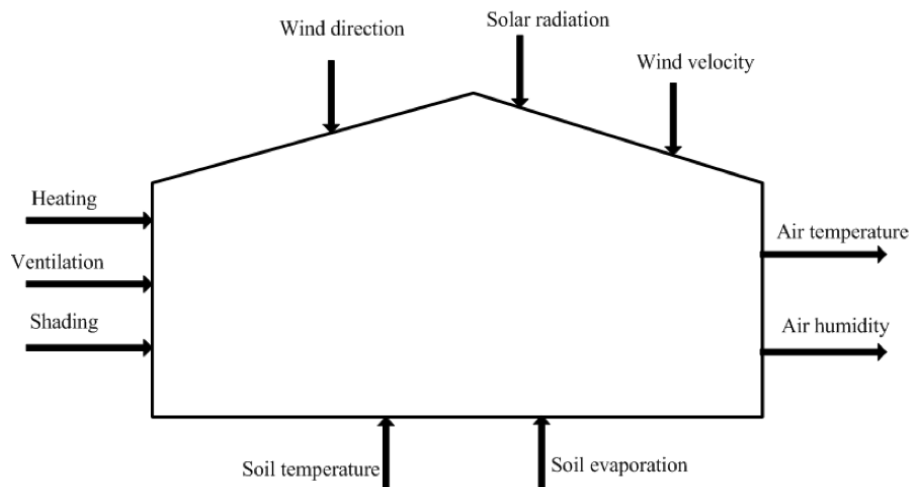


Figura 1. Variables de transferencia de energía y masa en un invernadero

En la literatura los modelos matemáticos que definen el comportamiento de la temperatura y humedad de un invernadero están dados por (Lafont, 2001; Salgado and Boaventura, 2005; Guzmán-Cruz et al., 2006; J. Rodríguez Garza et al., 2006). El modelo matemático puede ser obtenido al derivar el balance de masa y energía en el interior del invernadero:

$$\frac{dT_{ai}}{dt} = (\alpha_1 - \alpha_2 O_v)(T_{ae} - T_{ai}) + \alpha_3 Ch + \alpha_4 Rg - \alpha_5 \quad (1)$$

$$\frac{dH_{ai}}{dt} = (\beta_1 - \beta_2 O_v)(H_{ae} - H_{ai}) + (\beta_3 Ch + \beta_4 Rg) \Delta H_{ai} - \beta_5 \quad (2)$$

Dónde: T_{ae} , es la temperatura externa (°C),
 O_v , roofing command,
 Ch command of heating (kW),
 Rg radiación global (kW/m²),
 X_{ae} Humedad externa absoluta,
 α_5 y β_5 Ruido y factores no deseados,
 T_{ai} Temperatura al interior del invernadero,
 H_{ai} Humedad al interior del invernadero.

Estos procesos dependen del clima al exterior del invernadero, la estructura del invernadero, el tipo y estado de los cultivos, el proceso de medición del invernadero es realizado en intervalos regulares de cinco minutos hasta llegar a 1440 mediciones (J. Rodríguez Garza et al., 2006), estas mediciones forma la base de datos con la que se desarrolló este artículo.

4 Sistemas Difusos (Fuzzy)

Desde 1985, cuando la metodología propuesta en el modelo Takagi-Sugeno-Khan, conocido como modelo TSK, ha sido ampliamente aplicado en análisis teóricos, aplicaciones de control y modelado difuso (fuzzy)(*Takagi&Sugeno,1985;Takagi&Sugeno,1988; Gómez et al, 1999; Gorrostieta et al., 2005; Gorrostieta et al.,2009.*).

Un sistema difuso (fuzzy) necesita de uno o múltiples precedentes y uno o más consecuentes para expresar la conexión lógica entre la entrada y la salida de datos, estas relaciones son utilizadas como base para la descripción básica del comportamiento de un sistema, en nuestro caso un invernadero.

Comparado con el método del modelado matemático tradicional, el modelo difuso (fuzzy) provee algunas ventajas significativas, como un mecanismo capaz de expresar el razonamiento humano en términos comprensibles, la capacidad de tomar información lingüística de especialistas, combinarlo con datos numéricos y la habilidad de aproximar funciones complejas y no lineales a través de modelos simples (*Takagi & Sugeno,1985;Takagi & Sugeno,1988; Gómez et al, 1999; Gorrostieta et al., 2005; Gorrostieta et al.,2009; Collazo et al., 2010*). El conjunto de reglas IF-THEN son los componentes básicos de un sistema difuso (fuzzy) y está expresado mediante:

$$R_i = \text{IF } Y_1 \text{ is } A_1 \text{ and } Y_2 \text{ is } A_2 \text{ and } \dots \text{ THEN } Z_1 \text{ is } B_1 \text{ and } Z_2 \text{ is } B_2 \dots \quad (3)$$

Donde R_i es la i -ésima regla difusa (fuzzy) y pertenece a un conjunto de n reglas difusas (fuzzy). Con el fin de generar automáticamente un sistema difuso (fuzzy) se aplican técnicas de clustering con el fin de hallar patrones en las variables de interés para el modelado del invernadero, donde cada cluster describe una parte significativa del comportamiento del sistema, y permite fragmentar el sistema global en subsistemas más fáciles de modelar. Cada cluster es utilizado como base de una regla difusa (fuzzy). En este artículo tres algoritmos de clustering son utilizados para la generación automática de modelos difusos de un invernadero, el fuzzy c-means clustering, el fuzzy c-means clustering y el fuzzy clustering subtractive.

5 Técnicas de clustering

Las técnicas de clustering son la base de múltiples algoritmos de reconocimiento de patrones, algoritmos de clasificación y modelado de sistemas. Los algoritmos de clustering consisten en agrupar de datos con características afines, utilizando diversos criterios de selección, produciendo una representación del comportamiento del sistema.

5.2 Fuzzy k-means clustering

El algoritmo de *k-means* clustering es ampliamente utilizado en una gran cantidad de aplicaciones, compresión de datos, procesamiento de imágenes, e identificación de patrones principalmente (*Bezdek., 1974;Bezdek, 1981*).

El algoritmo de *k-means* clustering (FKM) es un algoritmos iterativo que emplea particiones discriminantes para determinar el número de clusters y clasificar datos.

Paso 1: Inicializar el cluster $c_i, i = 1, \dots, c_m$. Regularmente esta inicialización se hace de manera aleatoria seleccionando m puntos del conjunto global de datos.

Paso 2: Determinar la matriz de clusters U , mediante la ecuación:

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } \|x_j - c_i\|^2 \leq \|x_j - c_k\|^2, \text{ Para cada } k \neq i \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (4)$$

Donde, u_{ij} son los elementos de la matriz de centros de clusters U , donde los elementos x_j , son los puntos que pertenecen a un cluster i , de lo contrario, hacer cero.

Paso 3: Calcular la función de costo con la ecuación cinco:

$$J = \sum_{i=1}^G J_i = \sum_{i=1}^G \left(\sum_{k=1}^n \|x_k - c_i\|^2 \right) \quad (5)$$

Donde, $\|x_k - c_i\|^2$, es la función de costo para cada cluster para cada grupo de datos i . Actualizar la matriz de centros de clusters U_{ij} . Y regresar a la ecuación cuatro.

El algoritmo por su naturaleza no garantiza el llegar a una solución óptima y su rendimiento está en función de la estimación inicial de clusters.

5.3 Fuzzy c-means clustering

El algoritmo Fuzzy C-means clustering (FCM) es un algoritmo iterativo, que emplea particiones difusas (fuzzy) en la selección y tratamiento de datos y clusters (Bezdek, 1974). Donde cada dato puede pertenecer simultáneamente a distintos clusters. El objetivo de realizar particiones difusas, es encontrar las funciones objetivo de cada cluster, la función objetivo está definida por:

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (6)$$

Donde n es el número de datos, c es el número de clusters, x_k es el k -ésimo punto de datos, v_i es el i -ésimo centro de cluster, μ_{ik} es el grado de membresía del k -ésimo dato en el i -ésimo cluster, y m es una constante mayor a 1 (normalmente $m=2$) (Bezdek, 1981). El grado de membresía μ_{ik} está definida por:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

Comenzando con un número de clusters c , una suposición inicial para cada cluster v_i , $i=1,2,3\dots c$. El algoritmo de FCM convergerá en una solución para v_i que representa cualquier mínimo local o un punto de equilibrio en la función costo (Bezdek, 1981; Collazo et al. 2010). El algoritmo FCM incluye parámetros predefinidos como el valor del exponente m y el número de clusters c .

5.4 Subtractive clustering

El algoritmo de subtractive clustering (SC) es un algoritmo estadístico e iterativo, donde cada dato es potencialmente el centro de un cluster. Para determinar si un dato es el centro de un cluster se aplica una función de densidad que calcula su valor en función del número de datos vecinos al punto evaluado. La función densidad D_i del dato evaluado x_i está definida por:

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{r_a^2}\right) \quad (8)$$

Donde el radio r_a es un número positivo y define el área de "vecindad" donde la función de densidad tiene influencia, todos los datos que estén fuera de este radio, no son considerados para el cálculo de la función de densidad D_i . Una vez calculada la función densidad es posible seleccionar el dato con mayor potencial y asignar el primer centro de cluster. Asumiendo que x_{c1} es seleccionado y D_{c1} es la densidad, la densidad dato se puede definir la ecuación siguiente:

$$D_i = D_i - D_{c1} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{r_a^2}\right) \quad (9)$$

El valor de la función de densidad (D_i) en cada punto cercano a un centro de cluster definido, tiene un valor muy próximo al este cluster, esta implicación supone un problema, pues al tener tantos potenciales centros de clusters con valores de densidad cercanos provocaría que los centros de cluster se traslapen, para evitar que los clusters se traslapen se define una función constante r_b expresada por (Yager R. and D. Filev, 1994):

$$r_b = 15 - r_c \quad (10)$$

La implementación de un algoritmo subtractivo de clustering permite calcular el número de clusters necesarios para describir el comportamiento de un sistema y sus variables.

6 Construcción del modelo difuso

En este artículo, el modelado de un invernadero, se aplican por separado las técnicas de clustering sobre un conjunto de datos obtenidos a partir de mediciones experimentales (J. Rodríguez Garza et al., 2006), donde los datos de entrada del sistema son: radiación solar, velocidad del viento, dirección del viento, temperatura exterior del invernadero, humedad al exterior del invernadero y los datos de salida son temperatura y humedad al interior del invernadero. Cada cluster ejemplifica una característica del comportamiento del sistema. Por lo tanto, cada centro de cluster puede ser usado como base de una regla que describa el comportamiento del invernadero. Considere un conjunto de c de clusters $\{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\}$ para las variables de entrada y un conjunto z de clusters $\{z_1, z_2, z_3, \dots, z_n\}$ para las variables de salida. Donde cada cluster c_i , describe la parte del antecedente del modelo y cada cluster z_i describe la parte del consecuente del modelo difuso. Ahora para poder describir reglas difusas en función de estos clusters se debe calcular el valor de membresía μ :

$$\mu_i = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{r_c^2}\right) \quad (11)$$

Donde x es un vector de valores de entrada c_i es el centro de cluster y el radio r_a (Yager R. and D. Filev, 1994) es el área de “vecindad” donde la función de densidad tiene influencia. Finalmente se crea un sistema donde se puede calcular vectores de salida, definidos de la siguiente manera:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i z_i}{\sum_{i=1}^c \mu_i} \quad (12)$$

Donde r es el vector de salida del sistema, μ_i es el valor de membresía de cada regla, z_i es la relación con el consecuente del sistema.

7 Resultados experimentales.

En esta sección son presentados los resultados obtenidos con las técnicas de *clustering K-means*, *C-means* y *Subtractive* desarrollada en las secciones anteriores, partimos de un conjunto de 1440 mediciones hechas en un invernadero de jitomate del laboratorio de biotrófica de la Universidad Autónoma de Querétaro, tomadas a intervalos regulares de cinco minutos. Una vez creados los modelos difusos se validan utilizando un conjunto de otros 1440 datos y se muestran a continuación.

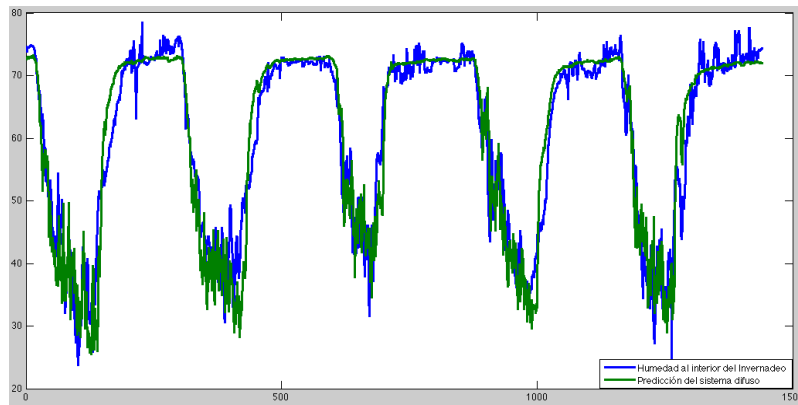


Figura 2. Predicción de la humedad de un invernadero de jitomate utilizando K-means clustering.

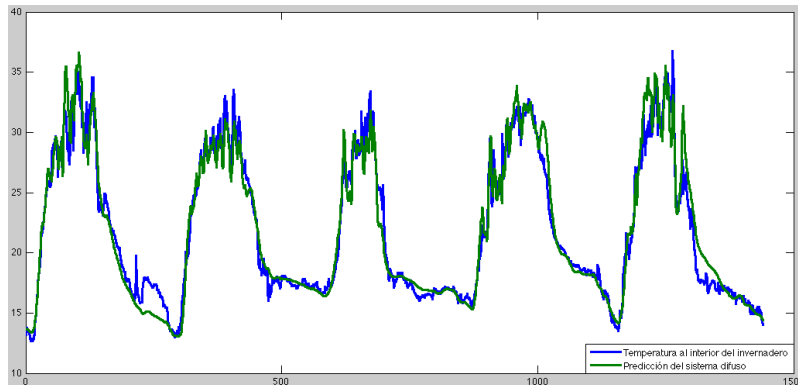


Figura 3. Predicción de la temperatura de un invernadero de jitomate utilizando K-meansclustering

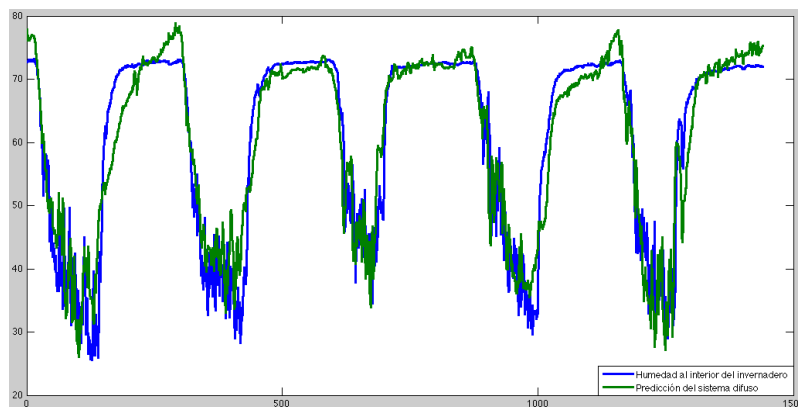


Figura 4. Predicción de la humedad de un invernadero de jitomate utilizando fuzzy c-means clustering.

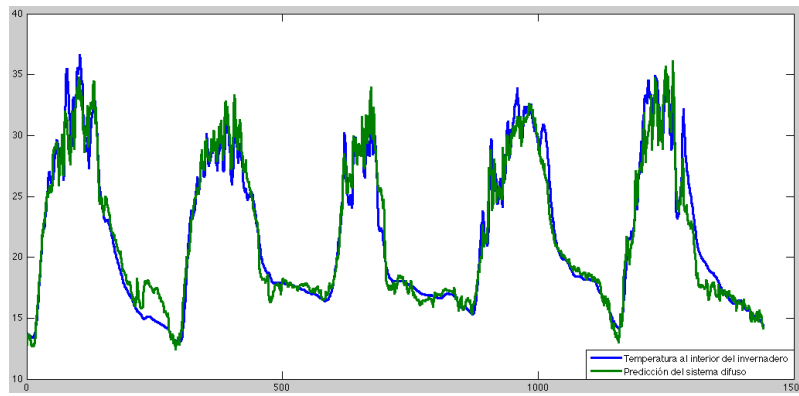


Figura 5. Predicción de la temperatura de un invernadero de jitomate utilizando fuzzy c-means clustering.

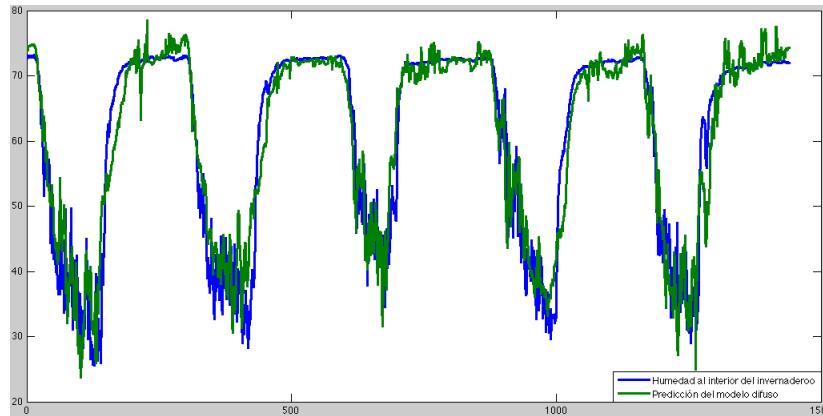


Figura 6. Predicción de la humedad de un invernadero de jitomate utilizando fuzzy subtractive clustering.

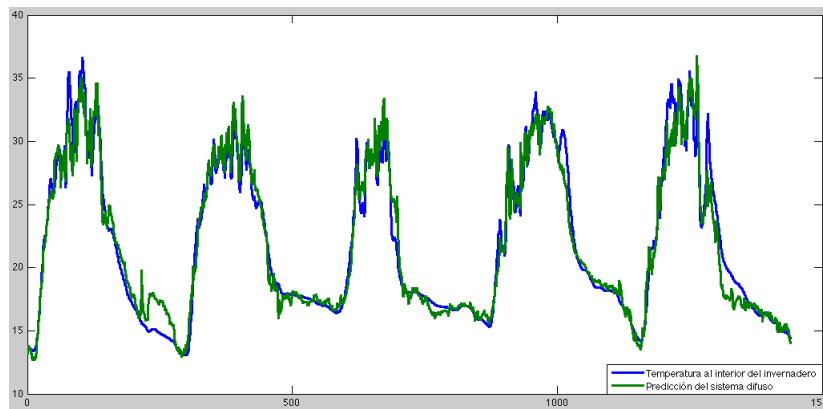


Figura 7. Predicción de la temperatura de un invernadero de jitomate utilizando fuzzy subtractive clustering.



8 Conclusiones y trabajo futuro.

La construcción de sistemas difusos mediante la implementación de algoritmos de clustering, proveen una herramienta flexible, sencilla y automática para modelar sistemas, como un invernadero, tomando lo mejor de ambos paradigmas, los algoritmos de clustering como reconocedores de patrones puede suplir la falta de un experto en el área (en nuestro caso un experto en invernaderos) y la facilidad con la que la lógica difusa modelar sistemas complejos, no-lineales y con ruido. Para trabajo futuro se plantea el implementar técnicas de clustering más novedosas, así como algoritmos de optimización para los sistemas difusos generados.

REFERENCIAS

- Bezdek, J. C., 1974, "Cluster Validity with fuzzy sets" J. Cybernetics Vol. 3, pp. 58-71.
- Bezdek, J. C., 1981, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, NY.
- Bot, G.P.A., 1983. Greenhouse climate: from physical processes to a dynamic model. PhD thesis, Wageningen Agricultural University, The Netherlands.
- Chiu S., September 1994, Fuzzy model identification based on cluster estimation, Journal of Intelligent and Fuzzy Systems; Vol. 2, No. 3, pp. 267-78.
- Collazo et al. 2010, Comparison between Fuzzy C-means Clustering and Fuzzy Clustering Subtractive in urban air Pollution, CONIELECOMP 2010, 20th International Conference on Electrical, Communications, pp. 174-179.
- Jones, J. W., Hwang, Y. K. & Seginer, I., 1995. Simulation of green house crops, environments and control systems. Acta Horticulturae, 399, pp. 73-84.
- Gomez, A. F., M. Delgado, and M. A. Vila., 1999, About the Use of Fuzzy Clustering Techniques for Fuzzy Model Identification. Fuzzy Set and Systems. 106: 179-188.
- Gorrostieta, E., J.C. Pedraza, R.J. Carlos, 2005, "Fuzzy Modelling of Systems", Proceedings of 11th IEEE International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics MMAR, 29 August- 1 September 2005, Miedzzydroje, Poland. ISBN 83- 60140-85-5.
- Gorrostieta, E., Sotomayor, A., Aceves, M. A., Pedraza, C., and Ramos, J. M. 2009. Modeling dynamic systems using ANFIS., Proceedings of the international Conference on Computational and information Science 2009 (Houston, USA, April 30 - May 02, 2009). V. Zafiris, M. Benavides, K. Gao, S. Hashemi, K. Jegdic, G. A. Kouzaev, P. Simeonov, L. Vladareanu, and C. Vobach, Eds. Recent Advances In Electrical Engineering. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Stevens Point, Wisconsin, 287-29.
- J. Rodriguez Garza, E. Gorrostieta, R. Castañeda & G. Herrera, 2006, Model for an Hydroponic Greenhouse, Proceedings of 12th IEEE International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics MMAR
- Ljung, L. 1987, "System identification-theory for the user". Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Mamdani, 1976, E. Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controllers. Int. Journal in Man-Machine Studies. 8: 669-678.
- Mesri G. Rokhse A. y Bonor B. F, 1976, Compositive and compressibility of typical samples of Mexico City, Geotechnique 25(3): 527-554.
- Papadakis, S. E., and J. B. Theocharis, 2002, A GA- based Fuzzy Modeling Approach for Generating TSK Models. Fuzzy Sets and Systems. 131: 121-152.
- Paulo Salgado , J. Boaventura Cunha, 2005, "Greenhouse climate hierarchical fuzzy modelling" Control Engineering Practice, Vol 13, pp. 613-628.
- Takagi, T., and M. Sugeno, 1985, Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control. IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics.15: 116- 132.



Sin, S. K., and De Figueiredo, 1993, Fuzzy System Designing Through Fuzzy Clustering and Optimal preDefuzzification. Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. pp. 190-195.

Sugeno, M., and G. T. Kang, 1988, Structure Identification of Fuzzy Model. Fuzzy Sets and Systems. 28: 15-33.

T. Cox, E., 2002, The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems. Academic Press.

Yager, R. and D. Filev, 1994, Generation of Fuzzy Rules by Mountain Clustering, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 2, No. 3, pp. 209- 219.

Zadeh, L., 1996, "Fuzzy logic = computing with words", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol 4, Pp. 103-111.