

Metodología para Desarrollar Modelos de Supervisión de Procesos basados en Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos

Victor Peña, Jose L. Aguilar C.

Resumen—Los Mapas Cognitivos Difusos (MCDs) son una herramienta que permite la representación del conocimiento de una manera grafica, usando conceptos y relaciones de causalidad entre ellos. El nombre de difuso proviene del hecho de que los conceptos y las relaciones son variables difusas. Los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos (MCDDs) incorporan el cambio a través del tiempo de las relaciones existentes entre los conceptos, los cuales pueden ser realizados usando reglas difusas, ecuaciones matemáticas, etc. En este trabajo se desarrolla una metodología para desarrollar modelos de supervisión basados en MCDDs. Además, a los MCDD se le hacen ciertas extensiones, con la finalidad de hacer más preciso a los modelos de supervisión. En este trabajo, dicha metodología es probada para construir un modelo de supervisión de una columna de destilación multi-componente.

Palabras claves—Lógica difusa, Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos, Sistemas de Supervisión.

I. INTRODUCCIÓN

Los Mapas Cognitivos Difusos (MCDs) son introducidos por primera vez por Kosko en [1], basados en los Mapas Cognitivos de Axelrod [2]. Estos Mapas pueden ser considerados como grafos dirigidos, en los cuales los nodos (llamados conceptos) representan variables de estado o características de un sistema, y los arcos representan las relaciones causales que existen entre los nodos.

Muchos procesos en la industria poseen una dinámica muy compleja, lo que hace que su modelado matemático sea una tarea difícil, lo que ha generado que diversos sectores de la comunidad científica a nivel mundial se hayan abocado en la búsqueda de nuevas herramientas de modelado, que permitan analizar, controlar, supervisar y simular sistemas complejos de una manera relativamente fácil, a partir del conocimiento

cuantitativo que se tenga del sistema. Los MCDs han mostrado tener las cualidades para convertirse en una de estas herramientas, ya que han probado ser eficientes en diversos campos de aplicaciones: modelado de procesos políticos e industriales (ver [3, 4]), aplicaciones medicas [5, 6, 7], sistemas de información geográficos [8], tareas de razonamiento y aprendizaje [9], entre otras. Aguilar en [9] introduce el enfoque dinámico, creando así los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos (MCDDs). Estos últimos han sido utilizados para la supervisión de un sistema multi-agentes de detección de fallas y en un sensor virtual en [10], entre otras aplicaciones.

Las razones mencionadas anteriormente han hecho que los MCDs en poco tiempo hayan generado un gran impacto. Debido al gran espectro de aplicaciones en las que se han usado los MCDs, es posible que ciertos elementos o enfoques desarrollados para una aplicación, no sean los más convenientes en otra, es por esto que en el presente trabajo se desarrolla y presenta una metodología de aplicación de MCDDs en tareas de supervisión. Esta metodología se aplicó para el desarrollo de un sistema de supervisión basado en MCDDs de una columna de destilación multicomponente. Los resultados obtenidos muestran la eficacia y precisión del modelo obtenido mediante esta metodología.

II. MARCO TEÓRICO

A. Mapas Cognitivos Difusos

A partir de los Mapas Cognitivos de Axelrod fueron desarrollados los Mapas Cognitivos Difusos (MCD's) por Kosko [1], a los cuales se les acuño ese nuevo término debido a que permite que los conceptos y las relaciones tomen valores continuos en un rango predeterminado, además del uso de etiquetas lingüísticas al referirse a los mismos. Así, es normal encontrar conceptos con etiquetas como "velocidad", "mal tiempo", y encontrar relaciones con etiquetas como "siempre", "normalmente", etc. Todo esto permite que en los MCD's se pueda plasmar conocimiento cualitativo y razonamiento de forma similar a los humanos.

Un MCD posee un proceso iterativo, en el que cada iteración representa un instante de tiempo, además se dice que

Artículo recibido el 18 de Diciembre de 2009.

VP acaba de culminar su tesis de pregrado en la Escuela de Sistemas, Facultad de Ingeniería, Universidad de Los Andes, E-mail: victorpf10@gmail.com

JLAC está con el CEMISID, Departamento de Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de Los Andes, Núcleo La Hechicera, Mérida 5101, Venezuela, Tlf. +58-274-2402914, Fax: +58-274-2402872, E-mail: aguilar@ula.ve.

el MCD está totalmente determinado para ese instante, si se conoce el valor de cada concepto en ese instante. Este conjunto de valores puede ser visto como un vector de estado, y el conjunto de todos los posibles vectores de estado es llamado espacio estado del sistema. La ecuación que permite este proceso iterativo está dada para un determinado concepto de la siguiente manera:

$$c_m(t+1) = S \left[\sum_{k=1}^n w_{k,m} \cdot c_k(t) \right]^{(1)}$$

En donde $c_m(t+1)$ indica el valor del concepto c_m en la iteración $(t+1)$, $w_{k,m}$ indica el valor de la relación causal que imparte el concepto c_k sobre el concepto c_m , y $S(y)$ es una función utilizada para normalizar el valor del concepto, esta función puede ser lineal, puede ser una función de densidad de probabilidad, o cualquiera que el diseñador del MCD prefiera, siempre y cuando cumpla con su objetivo de normalización.

Un MCD se puede dividir en dos etapas, una etapa de diseño, en la cual se deciden cuales son los conceptos del mapa y las relaciones que hay entre ellos, y una etapa de ejecución, en la cual dado un estado inicial del mapa se da inicio a un proceso iterativo. Como se menciono anteriormente, tras este proceso de iteración, los resultados arrojados por el mapa tienen tres opciones, la estabilización del mapa alrededor de un punto fijo, alrededor de un ciclo límite, o presentar un comportamiento caótico.

Es obvio que la influencia de un concepto sobre otro va a estar dado por el peso de la relación causal que haya entre ellos. A mayor peso, mayor influencia, ya sea que se trate de una influencia positiva (un incremento en el concepto antecedente, causa un incremento en el concepto consecuente) o negativa (un incremento en el concepto antecedente causa un decremento en el concepto consecuente).

B. Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos

Los MCDD's fueron introducidos por Aguilar en [9], en un intento por superar la limitación que presentaban los MCD's al mantener fijo el valor de las relaciones entre los conceptos durante todo el proceso de ejecución, por lo cual Aguilar propuso que los pesos de las relaciones cambiaran durante el proceso de ejecución del mapa; para de esta manera obtener representaciones más fidedignas de la realidad de la dinámica de un determinado sistema.

La dinámica de las relaciones de un MCDD puede estar basada en funciones de ajuste establecidas mediante reglas lógicas, difusas, funciones matemáticas, etc. [11]. En el presente trabajo solo consideraremos MCDD's basados en funciones de ajuste mediante reglas difusas.

Para MCCD's basados en funciones de ajuste mediante reglas difusas, es necesario la fuzificación de los conceptos y de las relaciones, es decir, definir tanto para los conceptos como para las relaciones, conjuntos difusos, para de esta manera establecer reglas difusas del tipo "Si x está caliente, entonces w_i es baja", donde "caliente" y "baja" son conjuntos

difusos de la variable x y de la relación w_i .

El diseño de un MCDD es parecido al de un MCD, con el añadido de tener que definir las funciones de ajuste una vez establecidas las relaciones. El algoritmo de ejecución es:

Obtener el estado inicial del mapa . $C_0 = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$

Mientras el sistema no converja:

Obtener los valores de las relaciones mediante

$w_{i,j} = df_{i,j}(C^{t-1})$, donde $df_{i,j}$ es la función de ajuste para la relación $w_{i,j}$.

Obtener los estados actuales mediante:

$$c_j^t = \sum_{i=1}^n (w_{i,j} \cdot c_i^{t-1})$$

III. METODOLOGÍA PARA LA UTILIZACIÓN DE MCDD'S EN TAREAS DE SUPERVISIÓN DE SISTEMAS

El desarrollo de la metodología del presente trabajo requiere de un nuevo tipo de MCDD, de tal formar de concebirle propiedades necesarias en tareas de supervisión. Dicho nuevo tipo de MCDD es presentado a continuación, para luego presentar la metodología propuesta.

A. Extensión al MCDD

Fase de diseño.

En la etapa de diseño se propone que los rangos de variación de un concepto sean los mismos que los de la variable que representa. Así, cada concepto tiene su propio rango de variación, y al ejecutar el mapa, se pueden ver las variables en su dominio natural. Esto, además de ser útil para labores de supervisión, permite ver la dinámica de las relaciones entre las variables del sistema con mayor claridad.

Por otro lado, en este mapa la relación entre dos conceptos siempre será difusa, y está dada por un conjunto de reglas difusas, al igual que en los MCDDs clásicos [3], con la diferencia que aquí se propone que esas reglas sean del tipo Takagi-Sugeno (T-S), en vez del tipo Mamdani. Esto es debido a que las primeras son más apropiadas en sistemas muy complejos, modelados con lógica difusa, donde se requiere un cierto nivel de precisión, lo cual es difícil de obtener con reglas tipo Mamdani. Ha sido demostrado en [11, 12] que con sistemas de reglas tipo T-S lineales se puede aproximar cualquier sistema no lineal suave (sin cambios bruscos). Bajo este enfoque, la relación entre los conceptos x, z e y, viene dada por un conjunto de reglas difusas de la forma:

Si x es bajo y z está muy caliente, entonces $I_{x,y,z}$

En donde los términos bajo y muy caliente son conjuntos difusos de los conceptos x y z, respectivamente, $I_{x,y,z}$ es una función que denota la influencia de los conceptos antecedentes x y z sobre el concepto y.

Fase de Ejecución.

Bajo esta extensión de mapas, la relación entre dos conceptos (un concepto antecedente y uno consecuente) se establece mediante funciones de ajuste basadas en reglas

difusas. La gran diferencia con respecto a las relaciones difusas de los MCDD's clásicos es que en esta extensión la función de ajuste no devuelve el valor (peso) de la relación, sino un valor a ser agregado directamente en el concepto consecuente, al que llamaremos valor de influencia directa del concepto antecedente sobre el consecuente. Para diseñar de esta manera las relaciones entre conceptos, se requiere usar datos históricos del sistema a modelar, lo que le permite al MCDD seguir al sistema en una región del espacio de estados de este. Para ello se fija un punto de referencia del sistema para cada concepto en esa región, quedando la ecuación que describe la evolución del mapa como:

$$c_k(t) = \sum (I_{m;k}(t)) + \Delta_k^{ref} \quad (2)$$

Donde, $c_k(t)$ es el valor del concepto k en el instante de tiempo t, $I_{m;k}(t)$ es el valor de influencia directa del concepto m sobre el concepto k, y Δ_k^{ref} es el valor del concepto k cuando el sistema se encuentra en el punto de referencia determinado. El valor de influencia directa del concepto m sobre el concepto k es calculado de la siguiente manera:

$$I_{m;k}(t) = f_{m;k}(t-1) - \Delta_k^{ref} \quad (3)$$

En donde $f_{m;k}(t-1)$ es el valor resultado del proceso de razonamiento difuso T-S de la relación entre los conceptos m y k. Este valor es calculado usando el valor de m en el instante t-1, y está basado en las expresiones matemáticas determinadas en la fase de diseño de las reglas en nuestra metodología (más adelante se explica cómo se obtienen dichas ecuaciones).

Las dos ecuaciones anteriores están desarrolladas pensando en relaciones con un solo concepto antecedente y un consecuente. Para relaciones con varios conceptos antecedentes, bastaría con ver a m en estas ecuaciones como un vector de conceptos (los conceptos antecedentes).

Como se dijo antes, en este nuevo enfoque se requiere obtener un punto de referencia para cada concepto del sistema, alrededor del cual se va a desarrollar el modelo. El algoritmo de ejecución de mapa está definido de la siguiente manera:

1. Obtener el estado inicial del mapa $C_0 = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$
2. Mientras el sistema no converja:
 - a. Obtener los valores de influencia directa para cada concepto consecuente k, $I_{m;k}(t)$, mediante el sistema de reglas difusas de cada relación.
 - b. Obtener los estados actuales de los conceptos mediante:

$$c_k(t) = \sum (I_{m;k}(t)) + \Delta_k^{ref} \quad (4)$$

B. Metodología

La metodología presentada a continuación, se basa en la obtención de un punto de referencia del sistema, y a partir de

allí tratar que el mapa supervise si el sistema se mantiene dentro de un rango establecido alrededor de dicho punto. La metodología de modelado de supervisión está dada por la siguiente serie de pasos:

Planteamiento del Problema

El objetivo en esta etapa es definir de manera clara y precisa el sistema a modelar. Consiste en conocer a fondo el sistema en estudio, el contexto en el cual se ubica, conocer su dinámica interna, sus variables, su funcionamiento, sus componentes y las relaciones entre ellos, el error máximo a tolerar, modelos alternos que se conozcan, los punto(s) de operación(es) deseado(s), el rango de operación, etc. Además, debe establecerse los objetivos y expectativas del modelo a desarrollar, si se trata de un modelo dinámico o estático, definir sus prestaciones y limitaciones, entre otras cosas.

Caracterización de las variables como conceptos.

Identificar y definir en detalle cada una de las variables del sistema y su naturaleza; es decir, saber si es una variable continua o discreta, si es determinística o estocástica, si es una variable de entrada, de salida, de supervisión, si es manipulable, si es controlable, si es observable, conocer su rango de variación, su valor cuando el sistema se encuentra en un punto de operación deseado.

Además de definir las variables, se debe determinar cuáles pasarán a formar parte del MCDD, es decir, que variables pasarán a ser representadas como conceptos. Una vez definidos los conceptos del mapa, se debe definir el punto de referencia del sistema, y tomando en cuenta que en un principio todas las variables de entrada pueden guardar relación con cada una de las variables de salida, se procede a un proceso de calibración del mapa alrededor del punto de referencia. Este proceso se desarrolla de la siguiente manera, para cada concepto de salida:

- Se especifica su valor en el punto de referencia.
- Para este concepto, este valor de referencia será agregado en la ecuación (4) de actualización de valores de la manera especificada.

Este proceso de calibración se creó con la finalidad de evitar la engorrosa tarea (la cual además puede ser arbitraria) de determinar qué influencia tiene cada concepto antecedente sobre un determinado concepto, al encontrarse el sistema en el punto de referencia. Al contrario de esto, es más conveniente agregar el valor de referencia en la ecuación de actualización de valores. Así, a la hora de diseñar las relaciones, solo se tiene que determinar la diferencia de los valores de los conceptos de salida con respecto al valor deseado, ante un determinado estado del sistema.

En caso de haber dos o más puntos de referencias, se deben definir en esta etapa con claridad, cuales son, y se tendrá para cada uno de ellos, el mismo MCDD, con los mismos conceptos, lo que cambiará serán los conjuntos de funciones de ajuste de las relaciones. Luego, el diseñador determinará en la etapa de ejecución alrededor de que punto de referencia quiere ejecutar el mapa. En esta etapa, el resultado final es la

definición detallada de todos los conceptos que conformaran el MCDD y los puntos de referencias.

Caracterización de los Conceptos como Difusos.

Una vez conocido cada uno de los conceptos del sistema y su naturaleza, se procede a crear los conjuntos difusos para cada una de ellos. Esta fase debe ser llevada a cabo a sabiendas de que a mayor cantidad de conjuntos difusos, mayor precisión, pero también más trabajo y tiempo en la fase de diseño del mapa. Se pueden utilizar las funciones de pertenencia que se quieran, pero se recomienda el uso de la triangular, la trapezoidal o la gaussiana. En esta fase se deben seguir las siguientes instrucciones:

- Para cada concepto, se deben crear los conjuntos difusos de manera tal que abarquen todo el dominio de variación posible de la variable representada por el concepto.
- Para aquellos conceptos de entrada que se encuentren relacionados mediante una ecuación algebraica (de manera acausal), se deben crear conjuntos difusos normales para cada uno de ellos, de manera tal que solo haya regiones de solapamiento entre los conjuntos, cuyos límites de las regiones de solapamiento son aquellos valores donde los conjuntos difusos vecinos tengan sus elementos prototipos. La razón para hacer esto así, es que dado que en este caso los conceptos están restringidos en su dominio debido a la ecuación que los relaciona, entonces la obtención de funciones lineales o de mayor grado en el diseño de las reglas tipo T-S, se hace difícil. Por eso se optará por obtener funciones constantes para $f_{m;k}$ en estos casos, y dejar que el grado de solapamiento entre conjuntos haga la labor de seguimiento del sistema.
- Para todos aquellos conceptos que no entran en la categoría anterior, se establecen sus conjuntos difusos, de manera tal que sean normales, y que además, posean regiones de solapamiento y no solapamiento con otros conjuntos. Dentro de estas regiones de no solapamiento se encuentre el elemento prototipo (valor con pertenencia igual a la unidad) correspondiente. Las razones para realizar esto así serán detalladas más adelante.

El producto obtenido en esta fase es la definición de conjuntos difusos para todos los conceptos que lo requieran, en toda la región en que se encuentren definidos.

Definición de las Relaciones.

En esta etapa se debe establecer que conceptos están relacionados causalmente, es decir, que conceptos tienen influencias sobre otros. Esta es una de las etapas que requiere mayor cuidado, ya que una mala selección de las relaciones, de seguro trae como consecuencia un mal modelo. Si se cuenta

con una data amplia del sistema, mediante estudio, observación y clasificación de patrones de estos datos se puede determinar alguna o todas las relaciones existentes en el mapa. Para aquellos conceptos de entrada que son dependientes entre sí, se tendrán relaciones con múltiples conceptos antecedentes (serán los conceptos dependientes mencionados anteriormente).

Diseño de las relaciones.

Luego de establecer que conceptos están relacionados, se procede a diseñar el conjunto de reglas difusas de cada relación existente. Esta etapa es desarrollada basándose únicamente en datos obtenidos del sistema a modelar, bien sea que esos datos sean obtenidos de un simulador confiable o de datos reales del sistema.

- Para un determinado concepto Y, se determinan todos los conceptos que influyen en él, y el valor de cada uno de ellos cuando el sistema se encuentra en el punto de referencia para este concepto. Este conjunto de valores será denominado estado de referencia del concepto consecuente.
- Se toma una relación que tenga por concepto consecuente a Y, y se establecen todos los conceptos antecedentes de esta relación.
- Se obtienen todos los elementos prototipos de los conjuntos difusos de los conceptos antecedentes de la referida relación, y se especifican todas las combinaciones admisibles de estos valores.
- Cada combinación será denominada punto antecedente j, o P_j , donde j representa el número de la combinación.
- Estas combinaciones representan todas las posibles de los conjuntos difusos de los conceptos antecedentes de la relación en estudio. Entonces, el número de reglas difusas n de la relación en estudio es igual al número de combinaciones posibles, por lo tanto, se debe especificar en esta etapa el número de reglas difusas de la relación dada.
- Luego, para cada uno de estos puntos antecedentes se debe tomar la respuesta del concepto consecuente (manteniendo el resto de los conceptos en su valor en el estado de referencia), y armar una regla difusa para cada conjunto de la forma:

$$\text{Si } x_1 \text{ es } A_1 \text{ y } x_2 \text{ es } A_2 \text{ y } \dots \text{ y } x_m \text{ es } A_m, \text{ entonces } f_{x_1, x_2, \dots, x_m} \in Y$$

Donde, m es el número de conceptos antecedentes de la relación, x_j es el concepto j, A_j es un conjunto difuso asociado al concepto j, y $f_{x_1, x_2, \dots, x_m} \in Y$ es la función de Takagi-Sugeno para esta regla, la cual está dada por:

$$f_{x_{1,2,\dots,m}} = k_i$$

IV. CASO DE ESTUDIO

Donde k_i es la respuesta del concepto consecuente ante el punto antecedente correspondiente.

- Los dos pasos anteriores son repetidos para cada uno de los puntos antecedentes, para obtener el sistema de reglas difusas asociadas a la relación escogida.
- Todo el proceso anterior debe ser repetido para cada una de las relaciones difusas del mapa.

Opcionalmente, en caso de querer una precisión mayor a la obtenida con el sistema de reglas de orden cero tipo T-S planteado anteriormente, se procede a agregar a las funciones constantes de las reglas obtenidas, un factor lineal por cada concepto antecedente que no esté relacionado mediante una ecuación algebraica con los otros conceptos antecedentes. Este factor lineal a ser agregado a una regla difusa para cada concepto que cumpla con lo mencionado, puede ser determinado de dos maneras, la primera:

- A partir del punto antecedente correspondiente a la regla difusa en estudio, se toman en cuenta pequeñas variaciones del concepto antecedente para el cual se va agregar el factor lineal, y se obtienen las respuestas del concepto consecuente en cada caso.
- Con los datos obtenidos en el paso anterior y utilizando el método de los mínimos cuadrados de Newton, se procede a hallar la recta que mejor representa los datos dados, la cual estará dada de la siguiente forma:

$$g(x_j) = m(x - x_0)$$

En donde $g(x_j)$ es la recta a ser agregada en la regla, que depende de x_j , m es la pendiente obtenida mediante el método de los mínimos cuadrados de Newton, y x_0 es el valor del concepto antecedente x_j al encontrarse en el punto antecedente correspondiente.

La otra forma de hallar el factor lineal para cada concepto antecedente, consiste en tomar el punto antecedente correspondiente, y tomar un solo punto con una pequeña variación del concepto mencionado con respecto al punto antecedente (manteniendo los demás valores fijos). Luego, con este dato y el punto antecedente, queda determinado el factor lineal. Una regla típica en estos casos es de la forma:

Si x_1 es A_1 y x_2 es A_2 , entonces

$$f_{x_{1,2}} = k + m_1(x_1 - a) + m_2(x_2 - b)$$

Donde k , m_i , a y b son constantes. La agregación de factores en una regla difusa para una determinada relación se complica si se trata de una relación donde existen conceptos antecedentes relacionados entre ellos mediante una ecuación algebraica, ya que la variación de uno solo de ellos implica la variación de los otros, lo que hace difícil el estudio por separado de los conceptos alrededor de un punto antecedente.

A. Planteamiento del Problema

La destilación es un proceso de separación muy utilizado en la industria de procesos, y se fundamenta en la diferencia de los puntos de ebullición de los componentes presentes. El proceso a modelar y supervisar es una columna de destilación de Éter Tertil Tert-Butílico (mejor conocido como ETBE, por sus siglas en inglés), el cual es un aditivo utilizado para aumentar el número de octanos de la gasolina. Los componentes presentes en el compuesto químico que entra a la columna de destilación son Isobuteno, 1-buteno, ETBE y etanol, para luego obtener por el fondo de la columna ETBE en un 97% de pureza, y por el tope butano. Las condiciones de diseño y operación de la columna fueron obtenidas de [13], así como las condiciones óptimas para obtener el producto ETBE bajo los parámetros requeridos por la industria. Estos datos fueron cargados en el software de simulación de procesos químicos ASPEN PLUS, para la obtención de la data requerida para el diseño del MCDD. Los parámetros de funcionamiento de la columna obtenidos en la etapa de diseño en [13], son los siguientes: a) Número de platos: 26; b) Alimentación a la columna en el plato 11 (contando de arriba hacia abajo); c) Presión en el fondo de la columna de 8 bar; d) Presión en el tope de la columna de 8,7 bar, e) La presión en la columna fija la temperatura en el rehervidor y condensador; f) La razón de reflujo mínima es 0,3; g) Carga térmica en el rehervidor 8905,9 MJ/hr y en el condensador 7704,9 MJ/hr; h) Por el fondo de la columna sale el 70% del total de flujo entrante; i) Por el tope sale el 30% restante del flujo de entrada.

El modelo obtenido mediante MCDD de la columna es de tipo "caja negra", es decir, es un modelo en el cual solo se toman en cuenta las variables de entrada y las de salida, sin tomar en cuenta la dinámica interna del sistema. Esto tiene como ventaja evitar la complejidad que implica un modelo matemático que tome en cuenta esta. Las variables de entrada, y sus valores de operación estándar, son mostrados a continuación: a) Flujo de Entrada: 50.00 Mil Ton/año; b) Fracción de vapor: 0; c) Composición de Isobuteno: 3,10%; d) Composición de 1-buteno: 15,51%; e) Composición de ETBE: 58,92%; f) Composición de Etanol: 22,47% g) Reflujo: 1,9.

Vale destacar que la temperatura de entrada está relacionada con la presión del flujo de entrada y la fracción de vapor, pero debido a que la presión del flujo de entrada tiene que ser ligeramente mayor a la presión de la columna, por diseño esta es fijada. En este caso, se toma en un valor fijo de 9 bar, para que pueda el flujo de entrada acceder a la columna. Entonces, con la variación de la fracción de vapor del flujo de entrada estaría variando la temperatura del flujo de entrada, por lo tanto la variable temperatura es obviada por el modelo (o es tomada implícitamente mediante la consideración de la Fracción de Vapor), a pesar de que en una aplicación real del modelo sería mejor tener a la temperatura como variable que a la fracción de vapor, ya que para la primera existen sensores en tiempo real, mientras que la segunda es obtenida utilizando la ecuación que las relaciona con la presión y la temperatura.

B. Caracterización de las variables como conceptos

Las variables del sistema son las siguientes:

- **Flujo de Alimentación:** Es la cantidad de masa por unidad de tiempo que ingresa a la columna provenientes de un proceso anterior al de destilado. Se considera que en condiciones normales de operación, el flujo de alimentación es de 50.00 mil Ton/año, y se tomó un rango de variación del 20% de este valor, por lo que se considera que esta variable fluctúa entre 40.00 y 60.00 mil Ton/año. Mediante la observación y análisis de datos, se pudo determinar la importancia de esta variable, por lo que será representada como un concepto en el MCDD a desarrollar, que además posee relaciones acausales con la variable de entrada reflujo y con las composiciones molares de entrada.
- **Reflujo:** Representa la razón de la cantidad de flujo que entra a la columna proveniente del condensador y la que sale definitivamente de este. En el punto de referencia se considera que su valor es de 1.9, y se consideró un rango de variación entre 0.65 y 3.40. En columnas de destilación reales suele usarse esta variable para controlar el proceso por parte del operador encargado, por lo tanto, su incorporación al mapa no fue puesta en duda. Guarda relación con el flujo de alimentación y las fracciones molares.
- **Fracción de Vapor:** representa la fracción de vapor del compuesto que entra por la alimentación de la columna. En condiciones normales, se considera que la fracción de vapor es 0, y se considera un rango de variación de 0.00 a 1.00. Mediante la observación de datos se pudo ver que la influencia ejercida por esta variable es mínima, por lo cual esta variable fue descartada de formar parte del MCDD a desarrollar.
- **Composición molar de ETBE, Etanol, 1-buteno, Isobuteno:** Indica la cantidad de moles que hay del compuesto correspondiente por cada 100 moles del compuesto de entrada. En condiciones normales se tiene una composición molar de ETBE de 58.92%, de Etanol en 22.47%, de 1-buteno en 15.51% y de Isobuteno en 3.31%, considerándose una variación de $\pm 10\%$ alrededor del punto dado, por lo cual, por ejemplo el rango de variación de ETBE queda entre 48.92% y 68.92%. Estas variables están relacionadas entre sí mediante la siguiente ecuación:

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 1$$

En donde x_1, x_2, x_3, x_4 representan las composiciones molares del ETBE, Etano, 1-buteno e Isobuteno, respectivamente. Mediante el análisis de datos se pudo concluir que los comportamientos del 1-buteno y el

isobuteno son prácticamente idénticos, por lo cual, puede verse como si se tratara del mismo elemento, con lo cual se pasaría a considerar tres elementos en el compuesto de entrada a la columna, pero como estas variables están relacionadas por la ecuación mostrada anteriormente, pueden verse como el complemento a uno de las variables x_1 y x_2 . Así que representando en el mapa solo a las variables x_1 y x_2 se estaría tomando en cuenta implícitamente a las otras dos, todo esto sin desmejora de la calidad del modelo. Por lo anteriormente mencionado, ni la composición molar de 1-buteno, ni la de Isobuteno, son escogidas como conceptos del mapa.

- **Composición molar del ETBE en el flujo de salida:** Representa la composición molar de ETBE que se encuentra en el flujo de salida de la columna. Es la variable principal del proceso, ya que el ETBE es el producto a destilar. Su valor deseado es de 97%, su visualización en el mapa sirve para labores de supervisión.

C. Caracterización de los Conceptos como Difusos

Cada una de las variables que pasaron a formar parte del mapa como conceptos fue fusificada, quedando de la siguiente forma: tres conjuntos difusos para el flujo de alimentación, cuatro conjuntos difusos para el Reflujo, tres conjuntos difusos para el ETBE de entrada, y tres para el Etanol. Solo presentamos la caracterización difusa de una de esas variables, el resto se encuentra en [14]. Las variables será la de Reflujo: Esta variable fue fusificada en los cuatro conjuntos difusos siguientes: alto, medio, bajo y muy bajo, representados respectivamente por las siguientes funciones de pertenencia:

$$\begin{aligned} \mu_{Rfa}(x) &= \begin{cases} 10/13 (x - 2:10) ; & \text{si } 2:10 \leq x \leq 3:40 \\ 10/5 (x - 1:40) ; & \text{si } 1:40 \leq x \leq 1:90 \\ -10/12 (x - 3:10) ; & \text{si } 1:90 < x \leq 3:10 \end{cases} \\ \mu_{Rfm}(x) &= \begin{cases} 100/45 (x - 0:85) ; & \text{si } 0:85 \leq x \leq 1:30 \\ -10/5 (x - 1:80) ; & \text{si } 1:30 < x \leq 1:80 \end{cases} \\ \mu_{Rmb}(x) &= \begin{cases} -100/55 (x - 1:2) ; & \text{si } 0:65 \leq x \leq 1:20 \end{cases} \end{aligned}$$

en donde x representa la variable reflujo.

D. Definición de las Relaciones

Debido a que se sabe que todos los conceptos de entrada están relacionados entre sí de manera acausal, las relaciones en este modelo se ven reducidas a una sola relación difusa, es decir, una relación con todos los conceptos de entrada como conceptos antecedentes y x_2 como consecuente. El MCDD resultante puede ser visto en la Figura 1.

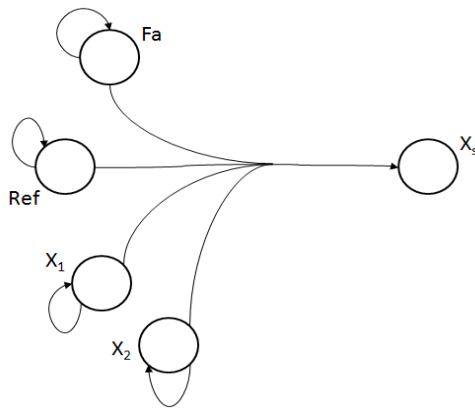


Fig.1 Relaciones entre los conceptos

E. Diseño de las Relaciones

A continuación se detalla paso a paso el diseño de las reglas difusas para la única relación difusa del mapa.

- Debido a que todos los conceptos antecedentes del concepto composición molar de Etbe en la salida están contenidos en una sola relación, no hace falta establecer el estado de referencia para esta relación.
- Luego, debido a que existen cuatro conceptos antecedentes en esta relación, a saber, el flujo de alimentación f_a , el cual posee tres conjuntos difusos, el reflujo r_f , el cual posee cuatro conjuntos difusos, la composición de Etbe de entrada x_1 , que posee tres conjuntos difusos, y la composición de Etanol x_2 , que también posee tres conjuntos difusos, se deberían tener $n = 3 * 4 * 3 * 3 = 108$ Puntos antecedentes; pero debido a la ecuación que relaciona a las composiciones molares, se descartan 12 combinaciones, por lo cual se tendrán 96 puntos antecedentes, que representan a las 96 reglas difusas de esta relación. Cada regla difusa es generada basada en el punto antecedente correspondiente y en otros puntos cercanos a este, utilizados para hallar los factores lineales posibles, debido a que se desea un buen grado de precisión. La forma en que este proceso es llevado a cabo es mostrada a continuación para un punto:

Para el punto antecedente $P_{19} = (60.00, 1.3, 22.47, 48.92)$, se obtuvo un valor en el concepto consecuente de $x_s=88.60$. Luego, para hallar el factor lineal del flujo de alimentación, se obtuvo el punto (58.00, 90.20). Con este punto, y tomando los valores de estos dos conceptos en el punto antecedente ($f_a=60.00$ y $x_s=72.80$), se obtiene una recta. Ahora, para hallar el factor lineal del reflujo, con idéntico procedimiento, se obtuvo el punto (1.40, 86.80). Luego, con este punto y tomando los valores correspondientes del punto antecedente, se obtiene otra recta, con lo cual se obtiene la regla difusa siguiente:

Si el flujo de alimentación f_a es alto y el reflujo r_f es bajo y la composición de etanol x_2 es media y la composición de etbe x_1 es baja, entonces:

$$f_{f_a, r_f, x_2, x_1} = (88.60 - 97.00) - 0.8(f_a - 60.00) - 18.00(r_f - 1.3)$$

Esto se hace así para el resto de puntos (ver [14] donde están todas las reglas definidas). Una vez ya definidas todas las reglas difusas de esta relación, y siendo la única relación difusa, se da por culminada la fase de diseño y solo queda ejecutar el mapa.

F. Reglas lógicas para la Tarea de Supervisión

El diseño de las reglas lógicas fue incorporado al MCDD para poder realizar la tarea de supervisión, y son activadas a partir de su salida. Consiste en activar estados especiales cuando el valor de etbe destilado sea bajo (por debajo de 90%). A continuación son detalladas las reglas lógicas implantadas con la salida del MCDD:

- Si $80 < x_s < 90.0$, entonces mostrar por pantalla el siguiente mensaje: “Nivel de destilación bajo. Se recomienda cerrar un poco válvula de reflujo”.
- Si $65.40 < x_s < 80.00$, entonces mostrar por pantalla el siguiente mensaje: “Nivel de destilación muy bajo. Se recomienda cerrar bastante la válvula de reflujo”.
- Si $x_s < 65.40$, entonces mostrar por pantalla el siguiente mensaje: “Funcionamiento erróneo de la columna de destilación”.

V. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Un MCDD diseñado puede ser usado para labores de supervisión y apoyo en labores de control. Esto no es tan solo por el hecho de poder visualizar los valores de las variables del sistema en el mapa, sino porque se puede diseñar al mapa para que dispare señales de alerta, alarma, avisos, sugerencias, etcétera, para algún valor o rango de valores de un concepto de salida. En la Tabla 1 se muestran los resultados del MCDD diseñado, comparado con los datos arrojados por el simulador.

Tabla1. Resultados del MCD y del simulador

f_a	Ref	x_1	x_2	$x_{s,sim}$	$x_{s,MCDD}$	Error(%)
49.37	0.86	63.23	15.53	100.00	100.00	0.00
59.21	1.67	50.38	24.41	82.80	83.25	0.54
54.78	1.19	48.95	13.47	100.00	99.78	0.22
44.39	3.32	61.99	28.49	85.10	83.85	1.47
52.73	1.46	54.47	31.68	88.70	90.50	2.03
57.92	2.45	66.15	18.42	95.20	96.29	1.15
59.15	1.80	54.47	22.10	87.50	88.06	0.64
42.00	1.45	51.92	25.47	100.00	100.00	0.00

Observando los resultados anteriores, se puede ver que el MCDD logró seguir al simulador con un error menor al 3%, demostrando su capacidad como aproximador de un sistema no lineal. En la Tabla 2 se presentan los resultados del MCDD y del simulador, cuando existen variaciones en las entradas entre cada iteración (en el caso del MCDD se muestra los

resultados para cada iteración, tomando en cuenta que el valor del concepto de salida en un instante i representa la respuesta del sistema para los valores de los conceptos de entrada en el instante anterior $i-1$).

Tabla 2 Resultados del MCD y del simulador para variaciones en las entradas entre iteraciones

Iter.	f_a	ref	x_1	x_2	$x_{s,sim}$	$x_{s,MCDD}$	error (%)
1	52.00	1.40	50.00	31.00	85.50	84.00	1.75
2	54.00	1.80	52.00	29.00	81.80	81.37	0.53
3	56.00	2.20	54.00	27.00	80.40	80.20	0.25
4	58.00	2.60	56.00	25.00	80.20	80.64	0.80

Se puede ver que el MCDD sigue muy bien al sistema, ante variaciones dinámicas en la entrada. A continuación se realizan otras simulaciones, pero con el fin de mostrar la capacidad de los mapas en labores de supervisión:

Para los siguiente datos de entrada: $f_a=59.36$, $Ref=2.85$, $x_1=49.63\%$, $x_2=25.35\%$, el MCDD muestra el siguiente mensaje:

“Nivel de destilación muy bajo. Se recomienda cerrar bastante la válvula de reflujo”.

Para los siguiente datos de entrada: $f_a=59.21$, $Ref=1.67$, $x_1=50.38\%$, $x_2=24.41\%$, el MCDD muestra el siguiente mensaje:

“Nivel de destilación bajo. Se recomienda cerrar un poco válvula de reflujo”.

VI. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso una metodología para diseñar MCDDs para sistemas complejos. Dicha metodología requiere de una extensión de los MCDD's clásicos para poder modelar sistemas reales cuando se cuenta con data del mismo basada en dos aspectos: usa reglas difusas T-S y la influencia de un concepto sobre otro viene dada cómo cambia al valor de referencia alrededor del cual está funcionando dicho concepto en el modelo de supervisión. Los resultados obtenidos por el MCDD son bastantes buenos, si además se considera que el modelo matemático del sistema estudiado supera las 1200 ecuaciones, entre algebraicas y diferenciales. En cambio, el mapa solo necesito de 96 puntos antecedentes del sistema para su diseño (combinaciones de las variables de entrada).

Las reglas difusas tipo T-S fueron de gran ayuda para la extensión realizada al MCDD's, ya que permitieron mejorar la precisión del mapa a partir del uso de los datos del sistema bajo modelación. La otra novedad de los mapas extendidos, el uso de una nueva expresión matemática para describir la evolución de los mapas, permite ser más directo en el diseño de las relaciones al poder ajustarlas según como los cambios en las variables antecedentes afectan a las consecuentes.

Con los mapas desarrollados para el modelado de sistemas se pueden realizar tareas de supervisión, ya que al mapa se le pueden agregar reglas lógicas o difusas para que muestren avisos, activen alarmas, etc., a partir de su valor de salida.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] B. Kosko. Fuzzy cognitive maps. International Journal of Man-Machine Studies, Vol. 24, pp. 65-75, 1986.
- [2] R. Axelrod. Structure of Decision: **The Cognitive Maps of political Elites**. Prinecton Univ. Press, Prinecton, NJ, 1997.
- [3] J. Aguilar. **A survey about fuzzy cognitive maps papers**. International Journal of Computational Cognition, Yang's Scienti_c Research Institute, Vol. 3, No 2, pp. 27-33, 2005.
- [4] J. B. Bowles Pelaez C. **Applying Fuzzy Cognitive Maps Knowledge Representation to Failure Models Effects Analysis**. Proceedings of IEE annual Reliability and Maintain, pp. 234-238, 2005.
- [5] P. Spyridonos E.I. Papageorgiou. **Brain tumor characterization using the soft computing technique of fuzzy cognitive maps**. Applied Soft Computing Vol. 8, pp. 820-828, 2008.
- [6] P. Spyridonos E.I. Papageorgiou. **Advanced soft computing diagnosis method for tumor Grading**. Artif. Intell. Med. Vol. 36, pp. 59-70, 2006.
- [7] P. Ravazoula E.I. Papageorgiou, P. Spyridonos. **Grading urinary bladder tumors using unsupervised Hebbian algorithm for fuzzy cognitive maps**. PBIomed. Soft Comput. Hum. Sci. Vol. 9, pp. 33-39, 2004.
- [8] R. Satur Z. Liu. **Contextual fuzzy cognitive map for decision support in geographic information systems**. IEEE Trans. Fuzzy Syst. Vol. 5, pp. 495- 507, 1999.
- [9] J. Aguilar. **Adaptive random fuzzy cognitive maps**. Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 2527, pp. 402-410, 2002.
- [10] Aguilar J. Contreras, B. **Aplicación de Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos a tareas de Supervisión y Control**. Reporte Técnico, CEMISID 10-024, Universidad de Los Andes, Mérida, 2005.
- [11] Tanaka K. Wang, H. **Fuzzy Control Systems, Design and Analysis**. John Wiley Sons, 2001.
- [12] T. Ross. **Fuzzy Logic whit Engineering Applications**. John Wiley Sons, 2004.
- [13] Dávila, P, Ortiz I. **Simulación del Proceso de Producción del Eter Etil Tert-Butílico (ETBE): Influencia de la Relación Etanol/Isobuteno**. Información Tecnológica-Vol. 15 N° 2, pp. 3-6, 2004.
- [14] Peña V., Aguilar J. **Experimentos con el MCDD Extendido en problemas de Supervisión**. Reporte Técnico, CEMISID 15-08, Universidad de Los Andes, Mérida, 2009.