

# Los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos en Tareas de Control de Sistemas Dinámicos

Jose Aguilar, Jose Contreras

*CEMISID, Departamento de Computación, Facultad de Ingeniería,  
Universidad de Los Andes, Núcleo la Hechicera, Mérida 5101-Venezuela (e-mail: [aguilar@ula.ve](mailto:aguilar@ula.ve))*

---

**Resumen:** Los Mapas Cognitivos Difusos son una herramienta de representación causal, que están compuestos por conceptos y relaciones causales entre los distintos conceptos, los cuales usan la teoría de lógica difusa para describir su estructura. En este trabajo se estudian los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos (MCDD), donde la idea introducida es que la estructura del mapa cambia durante su fase de ejecución/utilización. Esta propuesta de MCDD es probada en el modelado de un sistema dinámico conocido, como es el modelo de nivel de un tanque. Los resultados son muy favorables, demostrando la utilización de dichos mapas para modelar.

---

## 1. INTRODUCCIÓN

En (Kosko, 1999) se introducen los Mapas Cognitivos Difusos (Fuzzy Cognitive Maps-MCD) basados en los Mapas Cognitivos de (Axelrod, 1976). Estos mapas han sido propuestos, entre otras cosas, como modelos para la detección de falla y análisis de efectos en procesos industriales (Pelaez *et al.*, 2005; Goto *et al.*, 2001). También han sido utilizados para la planificación estratégica y el análisis del comportamiento del mercado industrial automovilístico (Stylios *et al.*, 2002). Otros autores han propuesto el uso de los MCD para modelar sistemas de supervisión de complejos sistemas de control (Aguilar, 2005; Stylios *et al.*, 2003), donde se estudian las causas y los efectos entre las distintas variables de estado del sistema utilizando el conocimiento humano sobre la operación de los sistemas. Los MCD han sido utilizados también para modelar el comportamiento de sistemas en varias áreas como para modelar el comportamiento y reacciones en un mundo virtual (Dickerson *et al.* 1994), o sistemas políticos (Aguilar, 2005). Los MCD han sido propuestos como un sistema genérico para el análisis y toma de decisiones (Zhang *et al.*, 1989) y como coordinador de agentes distribuidos cooperativos (Aguilar, 2005; Zhang *et al.*, 1992).

El enfoque dinámico de los MCDD (Dynamic Fuzzy Cognitive Maps) fue introducido por José Aguilar en (Aguilar, 2003), para permitir que estos cambien con el transcurrir del tiempo, de tal forma de poder modelar sistemas de mayor complejidad que los que pueden modelar los MCD. En ese enfoque se utilizaron funciones aleatorias para proveer la capacidad dinámica de los mapas. En este trabajo se propone que la dinámica en el MCD este dada por la modificación de los valores de las relaciones entre los distintos conceptos que componen el mapa, a través de funciones de ajuste derivadas del sistema modelado por el mapa. Las funciones de ajuste propuestas en este trabajo están basadas en reglas difusas. Este trabajo esta organizado como sigue. En la sección 2 se presentan los fundamentos teóricos de los MCDD. La sección 3 presenta nuestra

propuesta de MCDD basado en Funciones de Ajuste. Finalmente, la sección 4 se enfoca en la presentación del caso de estudio, uno donde se utiliza un MCDD para modelar un Sistema Dinámico.

## 2. MARCO TEÓRICO

### 2.1 Mapas Cognitivos Difusos

Los Mapas Cognitivos Difusos (*Fuzzy Cognitive Maps*) fueron desarrollados por (Kosko, 1999) a mediados de la década de los 80, a partir de los Mapas Cognitivos de (Axelrod, 1976). Los MCD fueron presentados inicialmente como mecanismos difusos, pudiendo los conceptos y relaciones ser representados con variables difusas (expresados en términos lingüísticos). Términos como “Casi Siempre”, “Siempre”, “Normalmente”, “Algunos”, son conjuntos difusos utilizados para describir las relaciones entre conceptos. Los valores “Congestionamiento”, “Comportamiento de Riesgo”, “Velocidad” son variables difusas utilizadas para describir los conceptos. La figura 1 representa un mapa en que las relaciones son presentadas de forma cualitativa. Podría, por ejemplo, definirse la relación “el mal tiempo normalmente aumenta la frecuencia de accidentes”, y así representar de forma cualitativa aquello que se asocia por sentido común, o sea la forma como el ser humano percibe e interpreta las situaciones que lo rodean.

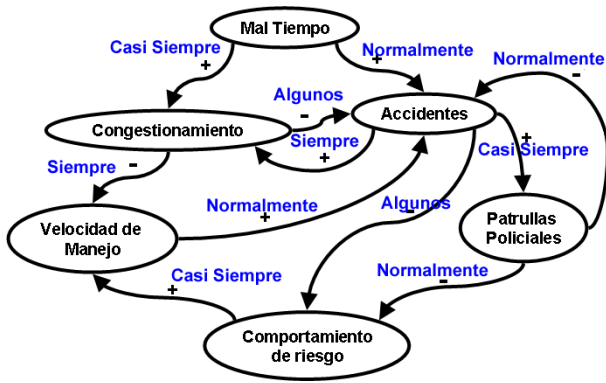


Fig. 1. Un MCD

Los MCD son mecanismos iterativos. Como tal, cada iteración simula el paso de un intervalo de tiempo determinado en el sistema modelado, y el valor de cada Concepto en la iteración actual es calculado a partir de los valores de sus conceptos antecedentes en la iteración anterior. Dada su naturaleza iterativa, el sistema representado por un MCD evoluciona a lo largo del tiempo, y a semejanza del sistema real podrá o no converger a un estado o ciclo de estados. Así, en un MCD el nivel de representación de cada concepto depende del nivel de sus antecedentes en la iteración anterior, y es calculado por medio de una suma de productos normalizada, donde la relación entre un concepto y sus antecedentes es modelada por un simple peso de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$C_m(i+1) = S \left[ \sum_{k=1}^N w_{m,k} \cdot C_k(i) \right] \quad (1)$$

En donde  $C_m(i+1)$  indica el valor del concepto en la siguiente iteración,  $N$  indica el número de conceptos,  $w_{n,k}$  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.

En un MCD, la dimensión y el efecto de cada relación causal es modelada por el peso  $W$  entre el concepto consecuente y el respectivo concepto antecedente. Cuanto más intensa sea la relación mayor será el efecto consecuente. El efecto de varias relaciones causales sobre el mismo concepto es obtenido por medio de la acumulación normalizada del efecto de todos los antecedentes. En la práctica, un concepto no es más que una neurona, por ello se puede decir que un MCD es una Red Neuronal simple, donde pueden existir conexiones entre cada par de neuronas, posibilitando así la existencia de varios lazos de realimentación. La estructura de un MCD, puede ser representada como un grafo orientado o como una matriz de conexión. En la representación de la forma matricial, el valor de cada concepto representado en una línea es obtenido por la suma normalizada de los productos de cada elemento de esa línea con el valor del concepto indicado en la columna respectiva en la iteración anterior.

## 2.2 Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios Basados en Redes Neuronales Aleatorias

Como ya vimos, los MCD son herramientas muy útiles que se han utilizado eficazmente en diversas áreas, pero una vez que el mapa es definido por los expertos, o que se ha construido por algún algoritmo de aprendizaje, este posee relaciones que permanecen fijas en el transcurrir del tiempo. El enfoque dinámico de los MCDD (*Dynamic Fuzzy Cognitive Maps*) fue introducido por Aguilar en (Aguilar, 2003), donde el nuevo aspecto introducido tiene que ver con la dinámica de las relaciones causales, en el cual los valores de los arcos durante el tiempo de ejecución se ajustando según las dinámicas en el ambiente en el que está el mapa cognitivo y los valores de los conceptos. La arquitectura de un MCDD es en esencia la misma que la de un MCD, la cual ya fue presentada en la sección anterior. J. Aguilar había introducido previamente los Mapas Cognitivos Difusos Aleatorios basados en el modelo de Redes Neuronales Aleatorias (RNA) (Aguilar, 2001).

El Modelo de las RNA fue introducido por Gelenbe (Gelenbe 1989; Gelenbe 1990). Este modelo consiste en una red de  $n$  neuronas donde circulan señales positivas y negativas, cada neurona acumula las señales a medida que estas llegan a ella, y dicha neurona se activa si el total de las señales acumuladas en un instante  $t$  es positiva. Las señales positivas y negativas tienen distintos roles en la red. Una señal negativa reduce en 1 el potencial de activación de la neurona donde llega la señal y no tiene ningún efecto si el potencial de la neurona es cero, cuando llega una señal positiva agrega 1 al potencial de activación de la neurona. Una señal puede llegar a una neurona desde fuera de la red o desde otras neuronas. Una neurona  $i$  envía una señal positiva a otra neurona  $j$  con probabilidad  $p^+(i,j)$ , una señal negativa con probabilidad  $p^-(i,j)$ , o la señal se aleja de red con probabilidad  $d(i)$ , por lo tanto, tenemos:

$$\sum_{j=1}^n [p^+(i,j) + p^-(i,j)] + d(i) = 1 \quad \forall 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

Una señal positiva llega a la  $i$ -ésima neurona de acuerdo a un proceso de Poisson de tasa  $\Lambda(i)$  (señales de excitación externa). Las señales negativas llegan a la  $i$ -ésima neurona de acuerdo a un proceso de Poisson de tasa  $\lambda(i)$  (señales de inhibición externa). La tasa con que una neurona es activada es  $r(i)$ . La principal propiedad de este modelo es la probabilidad de excitación de la neurona  $i$ ,  $q(i)$ , la cual satisface la ecuación no lineal:

$$q(i) = \frac{\lambda^+(i)}{r(i) + \lambda^-(i)}$$

$$\text{Donde: } \lambda^+(i) = \sum_{j=1}^n q(j)r(j)p^+(j,i) + \Lambda(i)$$

$$\lambda^-(i) = \sum_{j=1}^n q(j)r(j)p^-(j,i) + \lambda(i)$$

Los pesos de las señales positivas ( $w^+(i,j)$ ) y negativas ( $w^-(i,j)$ ) están definidas por:

$$w_{i,j}^+ = r(i)p^+(i,j) \quad w_{i,j}^- = r(i)p^-(i,j)$$

$$r(i) = \sum_{j=1}^n (w_{i,j}^+ + w_{i,j}^-)$$

Los MCDD presentados en (Aguilar, 2003) introducen un nuevo aspecto para los MCD presentados en (Aguilar, 2001), donde el valor de los arcos son modificados durante la fase de ejecución del mapa con la finalidad de que estos se adapten a las nuevas condiciones del ambiente. Para calcular el estado de una neurona (concepto) en un MCDD (la probabilidad de activación de un concepto  $C_i$ ) se utiliza la siguiente ecuación:

$$C(j) = \min\{\lambda^+(j), \max\{r(j), \lambda^-(j)\}\} \quad (3)$$

$$\text{Donde } \lambda^+(j) = \max_{i=1,n} \{\min\{C(i), w_{i,j}^+\}\}$$

$$\lambda^-(j) = \max_{i=1,n} \{\min\{C(i), w_{i,j}^-\}\}$$

Y la tasa de activación esta dada por:

$$r(j) = \max_{i=1,n} \{w_{i,j}^+, w_{i,j}^-\}$$

El procedimiento general para un MCDD esta dado por:

1. Determinar el número de neuronas (igual al numero de conceptos)
2. Llamar a la fase de inicialización
3. Llamar a la fase de ejecución

Los pasos 1 y 2 son iguales a los MCD. Los MCDD pueden ser usados como una memoria asociativa, en este sentido, cuando se presenta un nuevo patrón a la red esta itera hasta que se genere una salida. La fase de ejecución de un MCDD consiste en la iteración del sistema hasta que este converja. La entrada es un estado inicial  $C^0 = \{C_1^0, C_2^0, \dots, C_n^0\}$ , donde  $C_i \in [0,1]$  (un conjunto de valores iniciales de los conceptos). La salida  $C^m = \{C_1^m, C_2^m, \dots, C_n^m\}$  es la predicción del MCDD, y  $m$  es el número de iteraciones para que el sistema converja. Los pesos de los ejes son modificados de acuerdo a la variación de los conceptos antecedentes y consecuentes, si ambos conceptos se incrementan o decrementan el peso de la relación es incrementada, ahora, si los conceptos varían en direcciones opuestas el peso de la relación es decrementado.

$$w_{i,j}^t = w_{i,j}^{t-1} + \eta(\Delta C_i^t \cdot \Delta C_j^t) \quad (4)$$

Donde  $\Delta C_i^t$  es el cambio en el valor de activación del  $i$ -esimo concepto entre la iteración  $t$  y  $t-1$ , y  $\eta$  es la tasa de aprendizaje. Este es un método no supervisado de aprendizaje, donde la característica dinámica del MCDD depende del entorno, el algoritmo para esta fase de ejecución es:

1. Leer el estado inicial  $C^0$
2. Mientras el sistema no converja
  - a. Calcular  $C_i(t)$  de acuerdo a la ecuación (3)
  - b. Actualizar  $W^t$  de acuerdo a la ecuación (4)

### 3. MAPAS COGNITIVOS DIFUSOS DINÁMICOS BASADOS EN FUNCIÓN DE AJUSTE

En este caso, para lograr la dinámica de las relaciones causales se utilizan funciones de ajuste adecuadas al sistema a estudiar, a diferencia de lo propuesto en (Aguilar, 2003), donde se propone una dinámica de las relaciones de una forma genérica para todos los sistemas representados en un MCDD. Lo que se busca así es tener al MCDD bien adaptado al sistema real que se quiere representara. La función de ajuste puede estar dada por un conjunto de reglas lógicas, por un conjunto de reglas difusas o por una función matemática especificada, permitiendo así que cualquier concepto del MCDD influya en la relación entre dos conceptos dados. En este trabajo solo se estudiara el caso de la función de ajuste basada en reglas difusas.

#### 3.1 Funciones de ajuste dadas por reglas difusas

Los ajustes pueden estar dados por un conjunto de reglas difusas, enmarcando los conceptos y los posibles valores de las relaciones entre ellos en conjuntos difusos, para luego establecer reglas difusas, y así obtener el valor de las relaciones. Por ejemplo, definamos como afecta la lluvia a las cosechas, podríamos definir el siguiente conjunto difuso para describir los niveles de lluvia y los valores posibles de la relación:

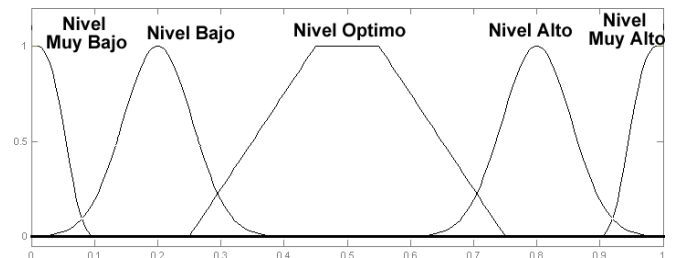


Fig. 2: Funciones de Pertenencia para el nivel de lluvias

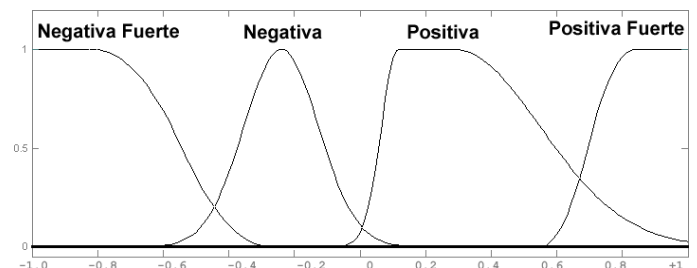


Fig. 3: Funciones de Pertenencia para la relación causal entre los conceptos nivel de lluvia y calidad del cultivo.

El sistema de reglas difusas para esa relación causal será:

- Si el nivel de lluvias es Muy bajo o Muy alto entonces la relación es Negativa fuerte

- Si el nivel de lluvias es alto o bajo entonces la relación es Positiva
- Si el nivel de lluvias es óptimo entonces la relación es Positiva fuerte.

Estas reglas definen que cuando existe muy poca lluvia las cosechas se ven afectadas por la sequía, al igual que cuando las lluvias son muy fuertes la cosecha se daña. Esto se representa por la primera regla, la cual indica que bajo esta situación la lluvia es perjudicial para las cosechas. La segunda regla establece que para lluvias no muy fuertes ni muy escasas, las cosechas se ven afectadas positivamente en un grado moderado. Finalmente, si las lluvias mantienen un nivel óptimo las cosechas se ven muy beneficiadas, lo cual es representado por la tercera regla. Tal como podemos apreciar en este ejemplo, una función de ajuste en un MCDD puede provocar que una relación causal cambie de signo durante el proceso de ejecución del mapa, o incluso puede provocar que algunas relaciones desaparezcan.

### 3.2 Algoritmo para la ejecución de un MCDD

El diseño de un MCDD es muy similar al de los MCD mostrados en la sección 2, con la diferencia de que cuando se establecen las relaciones causales entre los distintos conceptos del mapa también se deben establecer las funciones de ajuste para cada una de las relaciones. Una vez que el mapa ha sido diseñado y sus funciones de ajuste especificadas, el algoritmo de ejecución sería:

1. Obtener estados Iniciales  $C_0 = [c_0, c_1, \dots, c_n]$
2. Mientras el sistema no converja
  - a. Obtener los valores de las relaciones causales mediante  $w_{i,j} = df_{i,j}(C^{t-1})$  donde  $df_{i,j}$  es la función de ajuste para la relación  $w_{i,j}$
  - b. Obtener los estados actuales mediante  $c_j^t = \sum_{i=0}^n (w_{i,j} \cdot c_i^{t-1})$

## 4. CASOS DE ESTUDIO: UN MODELO DE UNA ECUACION DINAMICA

En este caso de uso se trata de estudiar la posibilidad de utilizar un MCDD para modelar una ecuación dinámica, aquí se utilizara un sistema muy sencillo, el cual consiste en un tanque de agua con una válvula de entrada y una válvula de salida, este sistema es utilizado como un ejemplo para probar la fiabilidad del uso de los MCDD como un modelo de un sistema dinámico, pero en sí, el uso de estos mapas como un modelo dinámico esta dirigido a sistema donde las relaciones y los conceptos que intervienen en dicho sistema no estén muy claros, tal como es el caso de sistemas de refrigeración o de procesos químicos complejos. En este caso se utilizo como modelo el sistema de nivel de tanques provisto como ejemplo en el paquete MATHLAB® el cual posee la siguiente estructuración:

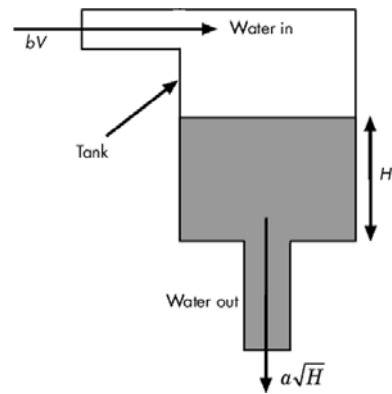


Fig. 4: Esquema del sistema del nivel de un tanque tomado de MATHLAB

El agua entra al tanque desde arriba y sale del mismo por un orificio en la base. La tasa de entrada de agua es proporcional al voltaje  $V$  aplicado a una bomba que envía agua al tanque, la tasa de salida del liquido es proporcional a la raíz cuadrada del nivel del agua en el tanque. La ecuación para este sistema esta dada por:

$$\frac{dVol}{dt} = A \frac{dH}{dt} = b \cdot V - a \cdot \sqrt{H}$$

Donde  $Vol$  es el volumen de agua en el tanque,  $A$  es el área transversal del tanque,  $b$  es la constante relacionada al flujo de entrada, y  $a$  es la constante relacionada al flujo de salida. La ecuación describe la altura del agua  $H$ , como una función en el tiempo. El diagrama de simulink que ofrece MATHLAB® para este sistema es mostrado en la figura 5.

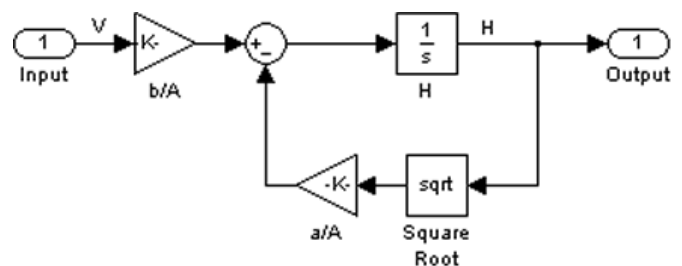


Fig. 5: Esquema del sistema del nivel de un tanque tomado de MATHLAB

Los valores utilizados en el ejemplo presentado por MATHLAB® son:

$$A = 20\text{cm}^2$$

$$a = 2\text{cm}^{2.5} / \text{s}$$

$$b = 5\text{cm}^3 / \text{s}$$

### 4.1 Diseño del MCDD

Para el diseño del MCDD se utilizaron tres conceptos: la constante de flujo de entrada llamada  $b/A$ , la constante de flujo de salida llamada  $a/A$  y el nivel del líquido en el tanque

llamado H. Las relaciones dinámicas se calcularon de la siguiente forma:

- La relación entre la constante de flujo de entrada y el Nivel esta dada por el valor del voltaje aplicado a la bomba V.
- La relación entre la constante del flujo de salida y el nivel esta dada por la raíz cuadrada del valor del concepto que representa el nivel.

Para el montaje del mapa se uso la herramienta FCM designer (Contreras *et al.*, 2006), y se crearon los 3 conceptos llamados “a/A”, “b/A” y “H”, con los valores iniciales:

$$b / A = \frac{5}{20} = 0.25$$

$$a / A = \frac{2}{20}$$

$$H = 0$$

Estos valores se calcularon según los valores de a, b y A obtenidos del ejemplo utilizado de MATHLAB®. El valor de V se coloco como la variable auxiliar DynamicImput de la relación entre b/a y H. El valor de la relación entre a/A y H se calcula a cada iteración con el valor de la raíz cuadrada del valor del concepto H en la iteración anterior. El mapa resultante es:

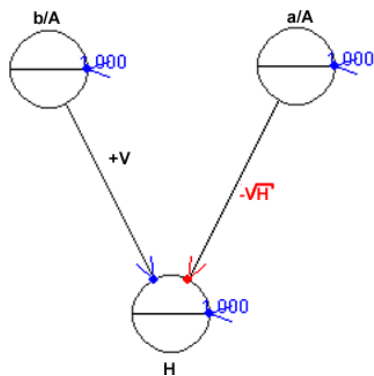


Fig. 6: MCDD para modelar el sistema dinámico de el nivel de líquido en un tanque

Tal como se puede observar en la figura 6, existen relaciones que retroalimentan cada concepto con un valor de 1, esto se

debe al hecho de que estos conceptos poseen una propiedad de memoria. Por ejemplo, los valores de los conceptos b/A y a/A permanecen constantes durante toda la ejecución, y el valor del nuevo nivel de liquido también depende de su valor anterior. La función de ajuste para las relaciones en este caso tiene el siguiente código fuente:

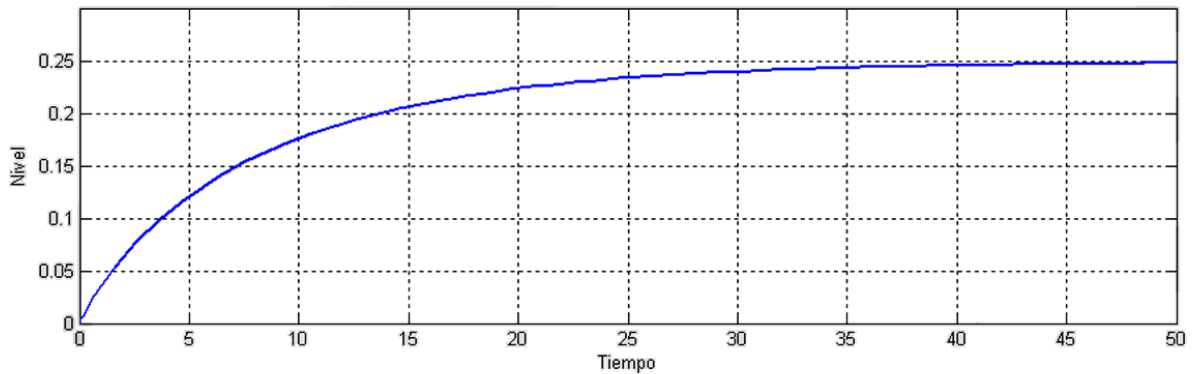
```
static public float computeRelationValue ( Map.Relation
relation ){
    if (relation.getInitialConcept().getName().equals("b/A") &&
        relation.getFinalConcept().getName().equals("H"))
        relation.setValor ( relation.getDinamicImput() );
    else
    if ( relation.getInitialConcept().getName().equals("a/A") &&
        relation.getFinalConcept().getName().equals("H"))
        relation.setValor( -1.0f * (float)Math.sqrt(
            relation.getFinalConcept().getCurrentValue()));
    else
        relation.setValor ( 1.0f );
    return relation.getValue();
}
```

Se puede observar en la función de ajuste que el primer “si” determina si la relación es entre el concepto b/A y H, el valor de dicha relación esta dada por la variable auxiliar DynamicImput de la relación, la cual contiene el valor del voltaje V. El segundo “Si” determina si la relación es entre los conceptos a/A y H, si es así, el valor de la relación es calculada según la raíz cuadrada del valor actual del concepto H, el resto de las relaciones tienen un valor de 1.

#### 4.2. Resultados obtenidos

Para probar el mapa se compararon las graficas de las dinámicas para distintos valores de V, para un valor de V = 0.2 las dinámicas obtenidas por el MCDD y el modelo obtenido por MATHLAB son mostrados en la figura 7. Tal como se puede apreciar en las graficas las dinámicas son muy parecidas, y llegan a un mismo valor en estado estable, la diferencia mas notable es un pequeño retardo en el caso del MCDD, de resto se puede apreciar que cada unidad de tiempo para el modelo matemático se puede considerar como una iteración en el MCDD. El mapa se probó bajo distintos valores de V y el resultado fue el mismo en todos los casos.

## Dinámica Obtenida por el Modelo Matematico



## Dinámica Obtenida por el MCDDD

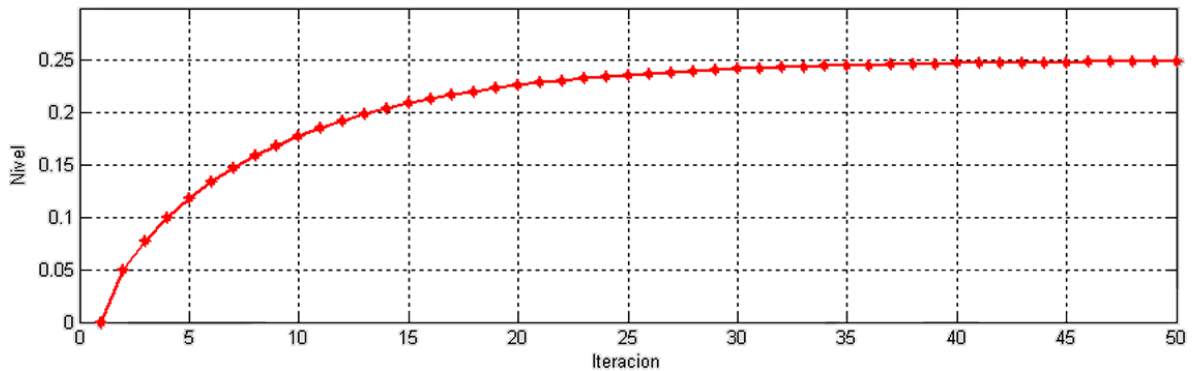


Fig. 7: Dinámicas obtenidas por los distintos modelos para un valor de  $V = 0.2$

### 5. CONCLUSIONES

Los mapas Cognitivos han demostrado ser una herramienta de modelado bastante efectiva, aun mas con sus extensiones a mapas cognitivos difusos. Los MCDD permiten observar la dinámica de complejos sistemas donde la creación de un modelo matemático no es posible, tanto por las características del sistema como por la complejidad del mismo. La extensión de los mapas cognitivos difusos a MCDD permite establecer modelos muy bien ajustados al sistema real, aumentando en poco la complejidad del mapa, y requiriendo un poco mas de detalle por parte de la descripción del sistema. En el caso de estudio, donde se utilizó un MCDD como un modelo de un sistema dinámico, se observaron resultados sorprendentes mostrando un error muy bajo entre las dinámicas obtenidas por el modelo matemático y la dinámica obtenida por el MCDD.

### AGRADECIMIENTO

Este trabajo ha sido financiado por el FONACIT (proyecto 2005000170) y el CDCHT-ULA (proyecto I-820-05-02-AA).

### REFERENCIAS

Aguilar, J. (2001) A Fuzzy Cognitive Map Based on the Random Neural Model. *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer-Verlag, Vol 2070, pp 333-338.  
 Aguilar J., (2003) A Dynamic Fuzzy-Cognitive-Map Approach Based on Random Neural Networks,

*International Journal of Computational Cognition*, Yang's Scientific Research Institute, **Vol. 1**, No. 4, pp. 91-107.

Aguilar, J. (2005) A Survey about Fuzzy Cognitive Maps Papers, *International Journal of Computational Cognition*, Yang's Scientific Research Institute, **Vol. 3**, No. 2, pp. 27-33.  
 Axelrod R. (1976), *The Structure of Decision: Cognitive Maps of Political Elites*, Princeton University Press.  
 Contreras J. and Aguilar, J. (2006) *Herramienta Computacional para Diseñar Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos*, Informe Técnico del CEMISID # 12-2006, Universidad de los Andes, Venezuela.  
 Dickerson, J. A. and B. Kosko B. (1994) Fuzzy Virtual worlds as Fuzzy Cognitive Maps, *Presence*, **Vol. 3** pp. 173-189.  
 Gelenbe E (1989). Random neural network with positive and negative signals and product form solution, *Neural Computation*, **Vol 1**, pp. 502-511.  
 Gelenbe E. (1990) Stability of the random neural neural network, *Neural Computation*, **Vol 2**, pp. 239-247.  
 Goto, K. and T. Yamaguchi (2001). Fuzzy Associative Memory Application to a Plant Modeling, *Proc. of the International Conference on Artificial Neural Networks*, pp. 1245-1248.  
 Kosko, B. (1999), *Fuzzy Engineering*, Prentice-Hall, New Jersey.  
 Pelaez C., J. B. Bowles (2005), Applying Fuzzy Cognitive Maps Knowledge Representation to Failure Models

- Effects Analysis, *Proceedings of IEE annual Reliability and Maintain*, pp. 234-238.
- Stylios C. and V. C. Geogrgopoulos (2002), P. P. Groumpos, The use of Fuzzy Cognitive Maps in Modeling Systems, *Proceeding of 5<sup>th</sup> IEE Mediterranean Conference on Control an System*, Paphos, pp. 123-128.
- Stylios C. and P. P. Groumpos (2003), The challenge of modelling supervisory systems using Fuzzy Cognitive Maps, *Journal of Intelligent Manufacturing*, **Vol. 10**, pp. 110-122.
- Zhang, W.R., S.S. Chen and Besdek, J. C. (1989) Pool2: A generic system for cognitive map development and decision analysis, *IEEE Trans, Systems Man Cybernet*. **Vol. 19**, pp. 31-39.
- Zhang, W.R., S.S. Chen, W. Wang and R. S. King (1992). A Cognitive Map Based Approach to the Coordination of distributed cooperative agents, *IEEE Trans. Systems Man Cybernet*, **Vol. 22**, pp. 103-114.