

# DESARROLLO METODOLOGICO APLICANDO CONTROL BORROSO A LAS BASES DE DATOS DEL SECTOR TERCIARIO, SUBSECTOR SALUD

Carlos A. Discoli<sup>\*</sup>, Fernando Romero<sup>\*\*</sup>

Instituto de Estudios del Hábitat, IDEHAB, U.I. N°2, FAU, UNLP.

Calle 47 N°162. CC 478 (1900) La Plata.

Tel-fax: 021-214705. E-mail: erosenfe@isis.unlp.edu.ar

## RESUMEN

El control y diagnóstico temprano de las redes del sector terciario, requiere del desarrollo de una metodología versátil que contemple a los sistemas complejos con exigencias crecientes, mediante la implementación de múltiples teorías y técnicas. La conjunción de la lógica determinística y la borrosa relacionadas con el control moderno de sistemas de múltiples entradas y salidas variables en el tiempo, permite generar instrumentos apropiados.

## INTRODUCCIÓN

El sector terciario y en este caso el subsector salud, analizado como un sistema complejo de redes productoras de servicios de gran heterogeneidad, abarca un universo importante de variables críticas y estructurales, con una dinámica de múltiples entradas y salidas lineales, no lineales, invariantes o variables en el tiempo.

La magnitud y diversidad de este campo experimental requiere de un desarrollo metodológico abarcativo que contemple teorías y técnicas avanzadas relacionadas con el control moderno. La ingeniería de sistemas ha generado respuestas para resolver sistemas complejos con exigencias crecientes adaptables a este universo de análisis.

La complementariedad de la lógica determinística y la lógica borrosa son las que permitirían una mayor comprensión del estado de situación de la red y sus nodos, la obtención de un diagnóstico acertado y la simulación de escenarios posibles ante una diversidad importante de requerimientos.

El sistema de control y diagnóstico desarrollado hasta el momento, publicado en encuentros anteriores (<sup>1</sup> y <sup>2</sup>) ha permitido sistematizar la información, correr rutinas estadísticas descriptivas y determinísticas, generando múltiples salidas de información básica y calificada. Se han desarrollado los primeros índices y perfiles de comportamiento de una red productora de servicios con las características antes detalladas (<sup>3</sup> y <sup>4</sup>). Se ha incorporado como alternativa complementaria la teoría de conjuntos borrosos adoptando una generación de expresiones de valor o calificaciones de cualidades de los entes estudiados (redes edilicias de servicios) expuestos en (<sup>5</sup> y <sup>6</sup>), flexibilizando y enriqueciendo al sistema. Este trabajo muestra los avances realizados en la integración de las disciplinas mencionadas para este campo experimental.

## METODOLOGÍA

El desarrollo metodológico realizado hasta el momento, permite incorporar la lógica borrosa como herramienta complementaria al sistema de control y diagnóstico temprano. La figura 1 muestra un diagrama síntesis actualizado del sistema propuesto, complementándose las etapas determinística y borrosa.

Las salidas obtenidas en la primera etapa (deterministas), entre ellas los índices patrones y perfiles que correlacionan las variables energéticas, climáticas, edilicias, productivas, económicas, etc. intervienen como información básica de entrada para la segunda etapa (borrosa). Esta etapa analiza las variables objetivas y subjetivas significativas del sistema, manifiestas en las etapas anteriores o proveniente de informantes calificados de los sectores en estudio. Cada variable se considera en particular y se le asigna una valoración lingüística y un grado de pertenencia o grado de aceptación para rangos definidos discretamente. El estado de relación entre las mismas se define por medio de pautas (reglas) que se elaboran en función del conocimiento y/o comportamiento previo entre variables y la experiencia acumulada. La construcción de las reglas no contempla una lógica y una metodología definida, requiriendo solo consistencia, coherencia y evitar la duplicidad.

El tratamiento de la información, comprensión de la situación, obtención de diagnósticos y generación de escenarios dependerá de la cantidad de variables, de las reglas y sus interacciones y del tamaño del controlador difuso.

El controlador difuso tiene como objetivo lograr un modelo que responda de la manera más parecida al sistema real. El modelo permitiría ensayar correcciones a las instancias que están alejadas de los estándares, en búsqueda de un óptimo. La figura 2 muestra el esquema del controlador difuso empleado. En la misma se aprecian los elementos que intervienen en su configuración.

<sup>\*</sup> Investigador CONICET.

<sup>\*\*</sup> Prof. Apoyo. FAU-UNLP

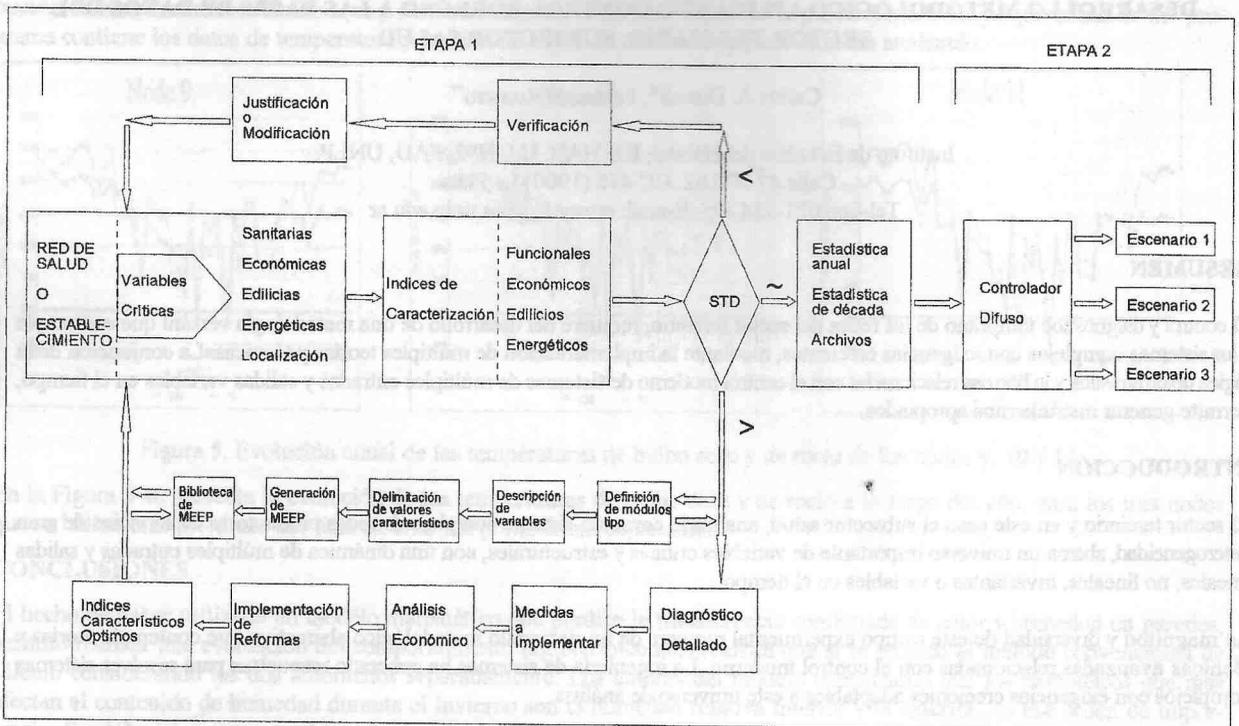


Figura 1: Diagrama simplificado de la metodología propuesta.

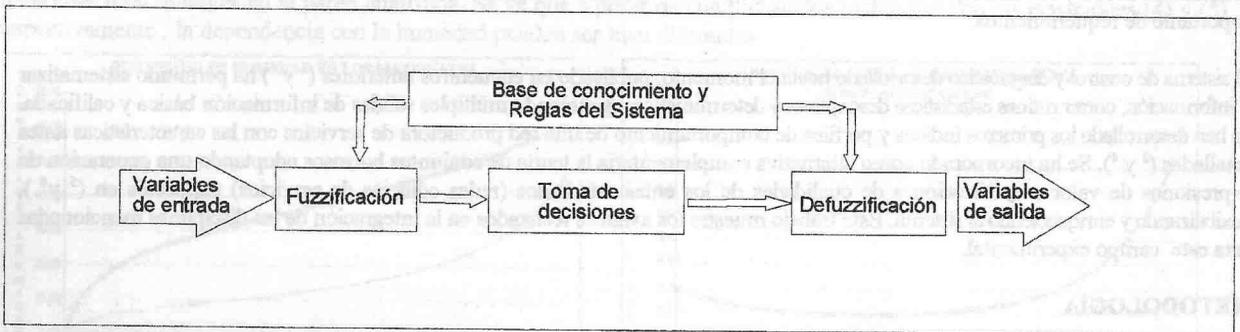


Figura 2: Esquema del controlador difuso.

El modelo desarrollado es un sistema de una capa en el cual las salidas obtenidas son las finales y no intervienen como entradas de otras etapas (<sup>7</sup>). En un futuro, este modelo podría llegar a ser la base de un modelo multicapa, en el cual estas salidas pasarían a ser entradas de otras etapas posteriores. Para ello se emplearían técnicas de redes neuronales. Estas son técnicas que permiten enlazar módulos de programa entre sí, de tal manera que las distintas salidas sean entradas de otros programas, con un determinado peso, lográndose una arquitectura similar a la de las neuronas en el cerebro humano, en la cual la salida del axón está determinada por las distintas excitaciones que llegan a las dendritas provenientes de otros axones pertenecientes a otras neuronas.

El modelo de simple capa cuenta con:

- i. **Variables de entrada:** es el conjunto mínimo de variables que describen el estado del sistema. Este conjunto de variables como también los criterios para la determinación de las reglas que rigen los cambios a otros estados tienen su origen en estudios anteriores (<sup>1,2,3 y 4</sup>). Este conjunto de variables define el espacio de entrada y el de salida.
- ii. **Fuzzificación:** es el proceso mediante el cual los valores que definen un estado, originalmente discretos, son convertidos en conjuntos difusos. Para ello, seguimos los siguientes pasos:
  - a) Transformamos sus rangos (obtenidos en estudios estadísticos) en universos de discurso.
  - b) En el caso de ser un universo continuo, lo discretizamos.
  - c) Particionamos en conjuntos difusos (asignamos funciones de pertenencia).
  - d) Asignamos etiquetas lingüísticas a los distintos conjuntos difusos tales como bajo, mediano y alto (ver figuras 3 y 4 del modelo).

Una vez construido el fuzzificador, los valores discretos que entren a este proceso serán convertidos en conjuntos difusos.

iii. **Base de conocimientos:** En esta base estarán los datos que necesita el fuzzificador para la fuzzificación, tales como universo de discurso, etiquetas lingüísticas y funciones de pertenencia. Asimismo estarán los vectores representativos de las reglas del sistema. Esta base debe cumplir con ciertas condiciones, a saber:

- a) **Complejitud:** La unión de las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos debe presentar un valor mínimo mayor o igual que 0.5, de tal manera que siempre habrá una regla con un grado significativo de pertenencia (peso). El incumplimiento de esta condición, como también las instancias fuera de rango, implica una falta de nivel mínimo de información, condición bajo la cual no se podrán tomar decisiones. Esta situación implicaría modificar la base de conocimiento para tener este nivel.
- b) **Consistencia:** Se debe evitar que dos reglas se contradigan. O sea que para una misma entrada, se disparen varias reglas con igual peso pero con salidas distintas.
- c) **Interacción entre reglas:** definida por el tipo de implicancia usada (<sup>8</sup>Zadeh, Sugeno, Mandani).

iv. **Base de reglas:** Contiene reglas del tipo "if A1 is a1 and A2 is a2...then V1 is v1", donde "Ai" son las entradas, "ai" las etiquetas lingüísticas, "Vi" la salida, y "vi" la etiqueta de la salida. Ellas permiten introducir en forma simple conocimiento proveniente de estudios anteriores o de experiencia de personas expertas. Esto se conoce como obtención y justificación de las reglas. Estas reglas son almacenadas en forma de vectores, que serán usados para realizar la toma de decisiones.

v. **Toma de decisiones:** Para la toma de decisiones, se utiliza la lógica de inferencias y la regla composicional de inferencias. Se basa en inferir el estado de una variable a partir del estado de otra. Se trata de emular el funcionamiento de la inteligencia humana (inteligencia artificial), que tiene como virtud, según Zadeh, atribuir grados de pertenencia a un conjunto de un elemento dado en forma rápida y sencilla (<sup>5</sup>). En este módulo se define que reglas se activan y con que peso. Este peso puede estar determinado por el método del mínimo, en la cual se considera como peso el mínimo del grado de pertenencia entre las reglas, o por el del producto, en la cual el peso viene dado por el producto de los respectivos grados de pertenencia a las distintas etiquetas lingüísticas. Así se obtiene por salida un dato difuso.

vi. **Defuzzificación:** Es el proceso mediante el cual se obtiene a partir de una variable difusa una salida discreta. Esto se hace por distintos métodos:

- a) **Criterio del máximo:** Es el valor del universo de salida con máximo valor de pertenencia. Si hay mas de un valor no queda determinado.
- b) **Criterio del medio de máximos:** Toma el promedio de los máximos. Se desperdicia información, pues no tiene en cuenta la forma de las funciones de pertenencia de salida, la cual se pierde.
- c) **Criterio del centro del área:** Se usa el centro de gravedad de la superficie bajo la curva de la unión de las funciones de pertenencia de salida

**DESARROLLO PILOTO DE LOS COMPONENTES DEL MODELO**

Se ha trabajado con variables estructurales y algunas críticas, según el escenario de coyuntura, de la red de salud generando un sistema de una capa, con el objeto de definir los estados energéticos en función de diversos requerimientos como el clima, la tipología, la producción, la complejidad, el número de camas y los presupuestos (variables de entrada del sistema). Se detalla en forma sintética, a título de ejemplo, los componentes principales del modelo.

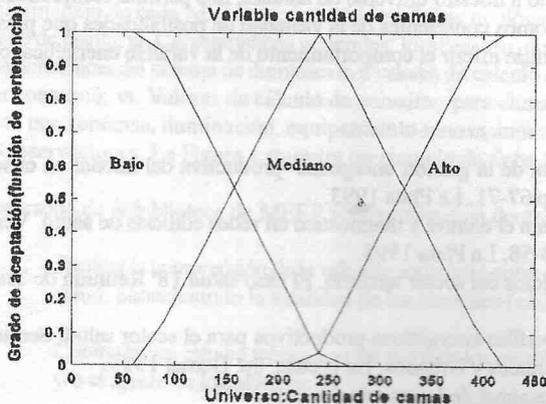


Figura 3.

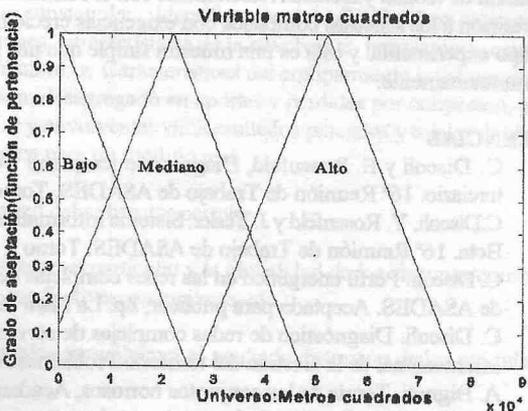


Figura 4.

El proceso de fuzzificación de las variables definidas generan los conjuntos difusos con sus grados de pertenencia, contemplando las restricciones mencionadas en el punto iii (complejitud, consistencia e interacción). Las figuras 3 y 4 muestran los diagramas para algunas de las variables de entrada.

La configuración de las reglas no necesariamente contemplan todas las combinaciones posibles entre las variables ya que el grado de dependencia entre ellas no es simétrico. La base de reglas requiere de una construcción cuidadosa, dado que ante una determinada entrada, las reglas deberán ser activadas correctamente para el análisis de la situación y la toma de decisiones. El cuadro 1 muestra un ejemplo (parcial) de la base de reglas para este ensayo.

Nº de regla	Camas	Mts. cuadrados	Producción	Tipología edilicia (G)	Complejidad	Energía
1	Alto	Alto	Alto	Alto	Alto	Alto
2	Alto	Alto.	Alto	Medio	Alto	Medio
3	Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto	Medio
etc.						

Cuadro 1: Base de reglas del sistema

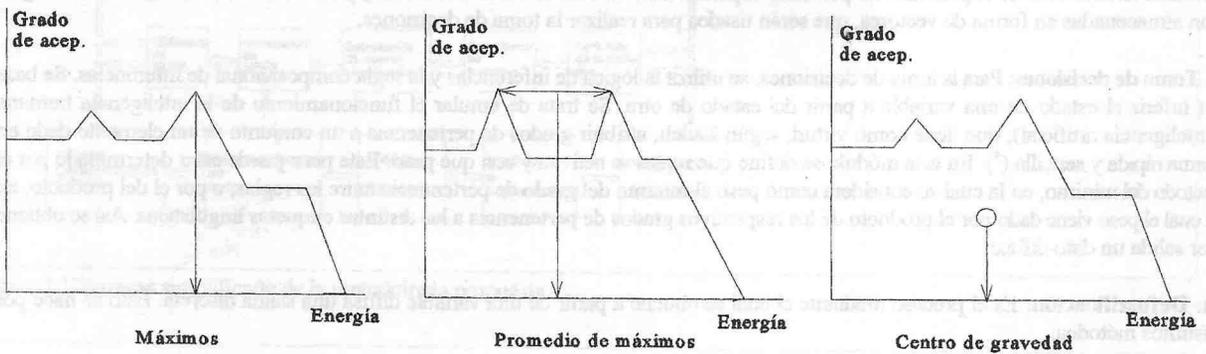


Figura 5: Metodos de defuzzificación.

Las salidas del sistema de desfuzzificación, la variable difusa de salida obtenida se discretiza. La figura 5 muestra gráficamente los métodos de discretización mencionados en el punto vi. Para la simulación del modelo se utilizó el software Matlab con su extensión para lógica borrosa, Fuzzy Inference Systems toolbox (FISMAT).

## CONCLUSIONES

La metodología desarrollada por etapas autónomas y complementarias, ha permitido la adopción e incorporación de múltiples disciplinas para el análisis de un sistema complejo como es el caso de las redes del terciario.

La incorporación de la lógica borrosa admite como insumo la totalidad de los resultados previos alcanzados por el sistema de control y diagnóstico temprano desarrollado por análisis determinista.

La adaptación de teorías y técnicas relacionadas con el control moderno a nuestro universo de análisis, nos permite comprender con mayor precisión a los sistemas complejos con exigencias crecientes. Somos conscientes de la vastedad de posibilidades que presenta este campo experimental y esta es una muestra simple que nos permitiría inferir el comportamiento de la variable energética, como otras, simultáneamente.

## REFERENCIAS

1. C. Discoli y E. Rosenfeld, Diagnóstico temprano y control de la gestión energético-productiva del hábitat en el sector terciario. 16ª Reunión de Trabajo de ASADES. Tomo I, pp.67-71. La Plata 1993.
2. C.Discoli, Y. Rosenfeld y J. Tesler. Sistema informatizado para el control y diagnóstico en redes edilicias de salud. Versión Beta. 16ª Reunión de Trabajo de ASADES. Tomo I, pp.53-58. La Plata 1993.
3. C. Discoli. Perfil energético en las redes complejas de servicios del sector terciario. El caso salud.18ª Reunión de Trabajo de ASADES. Aceptado para publicar, 8p. La Plata 1995.
4. C. Discoli. Diagnóstico de redes complejas de servicios: perfiles energéticos-productivos para el sector salud. Seminario Internacional de la Gestión del territorio:Problemas Ambientales y Urbanos. En prensa, 8p. Bernal 1995.
5. A. Bignoli. Teoría de los conjuntos borrosos, Academia Nacional de Ingeniería. Bs. As. 1993.
6. C. Discoli. Aplicación de los conjuntos borrosos a las bases de información del sector terciario. Prueba piloto para el subsector salud.18ª Reunión de Trabajo de ASADES. Aceptado para publicar, 8p. La Plata 1995.
7. C.J.Harris, C.G.Moore y M.Brown. Intelligent Control: Aspects of fuzzy logic and neural nets. World Scientific Publishing Co.Pte.Ltd. U.S.A.1993.
8. Matlab for Windows. Manual de uso.