

Acumulación y Desacumulación de Evidencia en Sistemas de Mantenimiento de la Verdad

Ramón García Martínez - Antonio Marsiglio



PROGRAMA DE INVESTIGACION Y DESARROLLO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL
UNIVERSIDAD NACIONAL DE LUJAN

Abstract : In this paper we present the results of statistical experiments on Non-monotonic Truth Maintenance Systems (NTMS). The results allowed us to establish some observations over the behavior of the NTM.

Resumen : En este trabajo presentamos los resultados de un estudio estadístico sobre los Sistemas No-monotónicos de Mantenimiento de la Verdad (SNMV) a partir de los cuales hemos postulado un conjunto de observaciones sobre el comportamiento de los mismos.

1. Introducción :

Entre las aplicaciones de Inteligencia Artificial existen sistemas que acumulan evidencia o donde las premisas una vez establecidas no se modifican, es decir, sistemas monotónicos de mantenimiento de la verdad. La observación del mundo real induce a pensar que este tipo de modelos no siempre se adecua correctamente a la realidad. La cuestión es saber que ocurre en los sistemas de manipulación de conocimiento cuando premisas que en un determinado instante son ciertas en el siguiente son falsas o que en un instante acumulan evidencia a favor de su grado de verdad y en otro desacumulan evidencia en contra de su grado de verdad. Es evidente que todo el sistema de premisas deducido a partir de la premisa mutada puede llegar a carecer de sustento (por ejemplo : si después de una desacumulación la evidencia asociada a la premisa en cuestión queda por debajo de la cota mínima de verdad del sistema) por lo que no puede estar contenido en el conjunto de los conceptos conocidos, en este caso se está en presencia de un Sistema No-monotónico de Mantenimiento de la Verdad (SNMV). En el contexto de los sistemas de mantenimiento de la verdad [1] se encuentran los procesos cíclicos de acumulación de evidencia [2,3,4,5] o propagación cíclica de evidencia. En el formalismo de representación de conocimiento mediante reglas, un proceso cíclico de acumulación de evidencia está definido por un encadenamiento de reglas donde el antecedente de la primera regla es el consecuente de la última. Los procesos cíclicos de acumulación de evidencia pueden ser estables o inestables [6,7], en los primeros los hechos que forman parte de la cadena deductiva estabilizan la evidencia asociada después de una cantidad finita de ciclos, en los segundos algunos hechos no logran estabilizar la evidencia asociada. Se define como nodo saturado al hecho para el cual nuevos ciclos no agregan nueva evidencia.

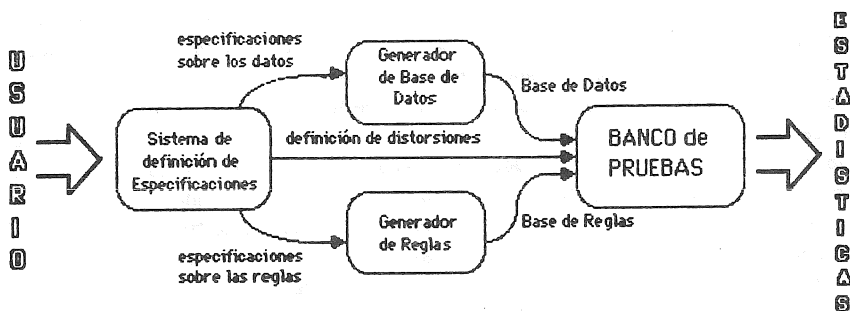
2. El Problema :

Uno de los sistemas de mantenimiento de la verdad de uso más frecuente en la Inteligencia Artificial es el asociado a la representación del estado del conocimiento en los Sistemas Expertos.

La mayoría de los S.E. trabajan con un sistema monotónico de representación de la verdad o del valor de verdad de las premisas del universo de discurso del cuerpo de conocimiento involucrado [8]. Que ocurriría en estos sistemas si permitiésemos que el usuario acumulase evidencia en contra de una premisa que antes había sido establecida como verdadera o que al seguir distintas líneas de razonamiento exploradas por el motor de inferencia este llegase a una contradicción. De hecho por la forma en la cual los S.E. son construidos no puede ocurrir la primera circunstancia y por la forma en la cual son diseñados los entornos de desarrollo de S.E. no puede ocurrir la segunda, pero que no ocurran no necesariamente nos lleva a concluir que no se debe permitir que ocurran. Muchos dominios de conocimiento trabajan sobre lo que se conoce como el arquetipo de las líneas hipotéticas [9,10]. Las líneas hipotéticas parten del supuesto de que un determinada premisa es cierta, a partir de esta postulación se concluyen nuevas premisas si el proceso deductivo concluye con éxito se acumula evidencia sobre la premisa presuntamente cierta, si por el contrario se llega a una contradicción se desacumula evidencia sobre la premisa original y si la evidencia asociada a esta queda por debajo de la cota mínima de verdad del sistema, todas aquellas premisas que se dedujeron de esta no pueden considerarse a primera inspección como verdaderas.

3. El Banco de Pruebas :

El banco de pruebas diseñado para el testeo de los SNMT es parte de uno mayor sobre el cual se experimenta en Sistemas Expertos. Se determinó que el banco original podía ser extendido para el tratamiento del estudio estadístico de varios tipos de soporte de conocimiento, en particular el basado en reglas. los módulos que conforman el sistema general y sus interrelaciones pueden visualizarse en el siguiente esquema :



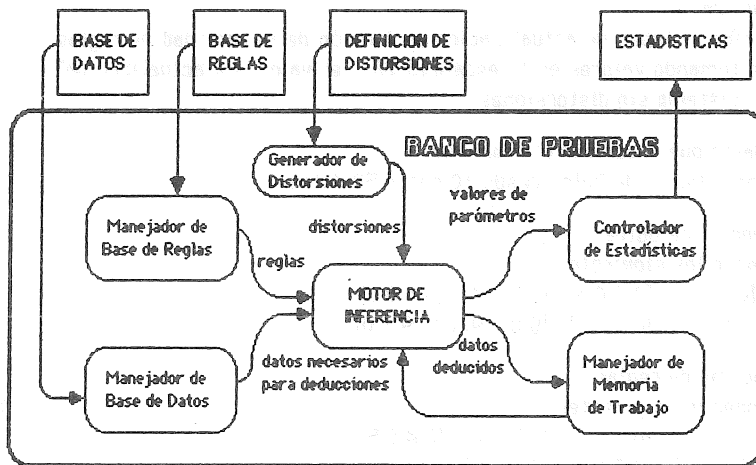
El sistema tiene cuatro módulos básicos :

- Sistema de Definición de Especificaciones : que interactuando con el usuario define características del sistema de representación de conocimiento como tipo de reglas, soporte de evidencia, modelo de acumulación y propagación de evidencia, parámetros de la Base de Reglas, parámetros de la Base de Datos y tipos de distorsiones en el modelo de mantenimiento de la verdad.
- Generador de Base de Datos : genera en forma aleatoria una Base de Datos según especificaciones dadas por el Sistema de Definición de Especificaciones.

[c) **Generador de Base de Reglas** : genera en forma aleatoria una Base de Reglas según especificaciones dadas por el Sistema de Definición de Especificaciones .

[d) **Banco de Pruebas** : activa la base de reglas a partir de la información contenida en la base de datos y memoria de trabajo , llevando estadísticas de los parámetros indicados por el usuario .

Un detalle del Banco de Pruebas se ofrece en el siguiente diagrama :



El Banco de Pruebas tiene cinco módulos básicos :

[a] **Manejador de Base de Reglas** : lleva cuenta del estado de las reglas que en función de su disparabilidad pueden estar habilitadas o inhabilitadas para ingresar al motor de inferencia .

[b] **Manejador de Base de Datos** : suministra información sobre el estado inicial del problema a requerimiento del motor de inferencia .

[c] **Generador de Distorsiones** : establece que premisas deducidas por el motor de inferencia deben ser consideradas como falsas después de la interacción con el mundo real y determina los períodos de actualización del sistema (interacción con el mundo real) .

[d] **Motor de Inferencia** : es el mecanismo que se encarga de realizar las inferencias a partir de las reglas habilitadas y la información contenida en la Base de Datos y la Memoria de Trabajo .

[e] **Manejador de Memoria de Trabajo** : recibe del motor de inferencia la información generada por el proceso deductivo y le suministra información deducida por aquel a partir del estado inicial del problema .

4. Las Variables :

Las variables independientes definidas para el estudio son :

Cantidad de reglas del sistema

Se han tomado Sistemas desde 50 hasta 500 reglas .

Cantidad de reglas disparadas

Se han observado experimentos donde esta variable toma valores en la escala [0,1200]

Lapso de actualización

Se ha definido el lapso de actualización en función de la cantidad de reglas disparadas tomando valores en la escala [5,25] , el valor "sin actualización" equivale al sistema sin distorsiones .

Cantidad de datos que describen el problema

Se han tomado Bases de Datos desde 10 hasta 50 datos .

Rango de evidencia de datos :

Se han tomado los siguientes

[0.0,0.1] , [0.1,0.2] , [0.2,0.3] , [0.3,0.4] , [0.4,0.5] ,
[0.5,0.6] , [0.6,0.7] , [0.7,0.8] , [0.8,0.9] y [0.9,1.0].

Rango de evidencia de reglas :

Se han tomado los siguientes

[0.0,0.1] , [0.1,0.2] , [0.2,0.3] , [0.3,0.4] , [0.4,0.5] ,
[0.5,0.6] , [0.6,0.7] , [0.7,0.8] , [0.8,0.9] y [0.9,1.0].

Cantidad de ciclos :

Se ha tomado el rango [0,30] .

Porcentaje de Reglas con Evidencia Negativa :

Se ha tomado el rango [0%,100%] .

Se han tomado las siguientes variables dependientes :

Porcentaje Promedio de Reglas Disparadas :

Se ha tomado el rango [0,1400] .

Porcentaje Promedio de Nodos (hechos) Saturados :

Se ha tomado el rango [0,20] .

Porcentaje de Nodos Saturados :

Se ha tomado el rango [0,120] .

Promedio de Ciclos para Saturar un Nodo (hecho) :

Se ha tomado el rango [0,30] .

Nivel de Estabilización :

Se ha tomado el rango [0,30] .

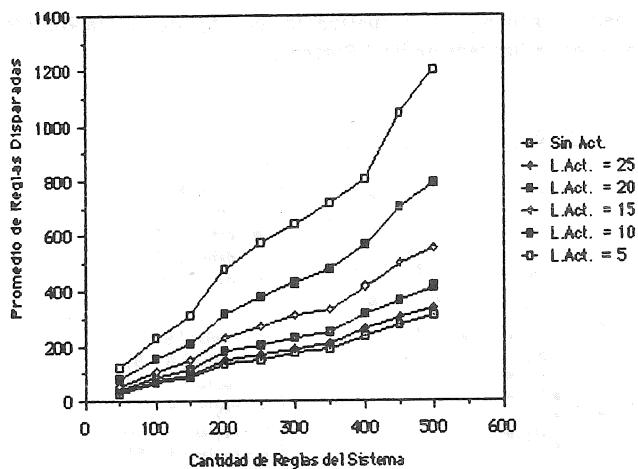
Definimos el Punto de Degradación del Sistema a aquel punto en el que la cantidad de reglas disparadas supera la cantidad de reglas del Sistema .

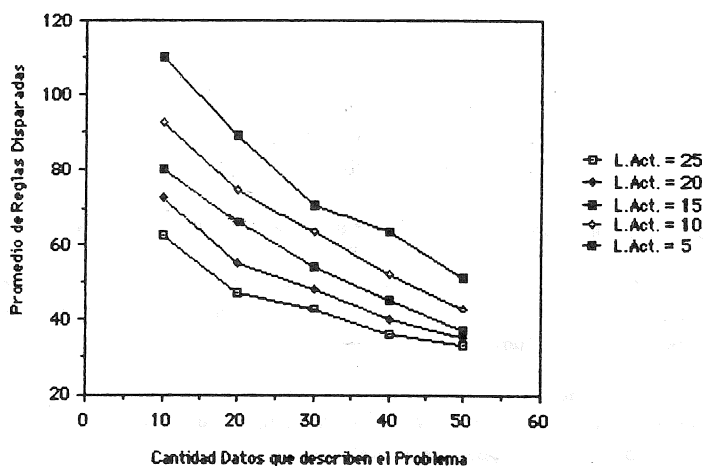
5. Los Pruebas :

La experimentación permite comprender el funcionamiento de los SMNV a través de :

- [a] El estudio de la variación del promedio de la cantidad de reglas disparadas hasta alcanzar el objetivo [11] en función de la cantidad de reglas del sistema y del lapso de actualización.
- [b] El estudio de la variación del promedio de la cantidad de reglas disparadas hasta alcanzar el objetivo en función de la cantidad de datos necesarios para describir el problema y del lapso de actualización.
- [c] El estudio de el porcentaje de nodos saturados [12] en función de la evidencia inicial asociada a cada uno de los hechos y la evidencia asociada a cada una de las reglas.
- [d] El estudio de la incidencia de los rangos de evidencia de hechos y reglas en la saturación de nodos.
- [e] El estudio de la incidencia de los rangos de evidencia de hechos y reglas en la cantidad de ciclos necesarios para saturar un nodo.

6. Gráficas :





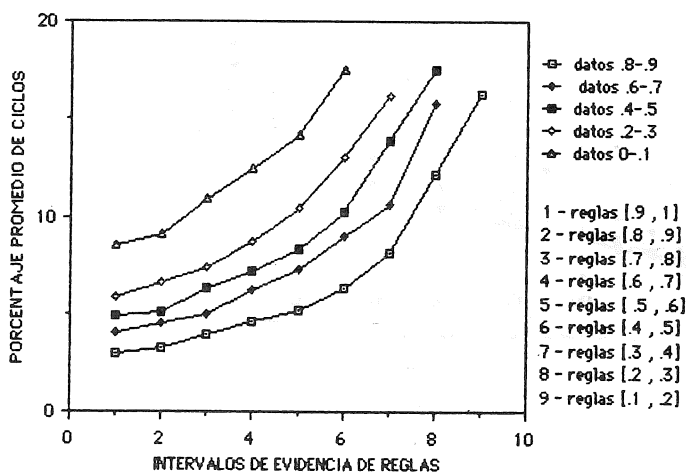
La primera gráfica que corresponde al primer experimento permite establecer el siguiente comportamiento:

COMPORTAMIENTO 1: A mayor Masa de Conocimiento (cantidad de reglas), mayor es la Degradación del Sistema.

La segunda gráfica que corresponde al segundo experimento permite establecer los siguientes comportamientos:

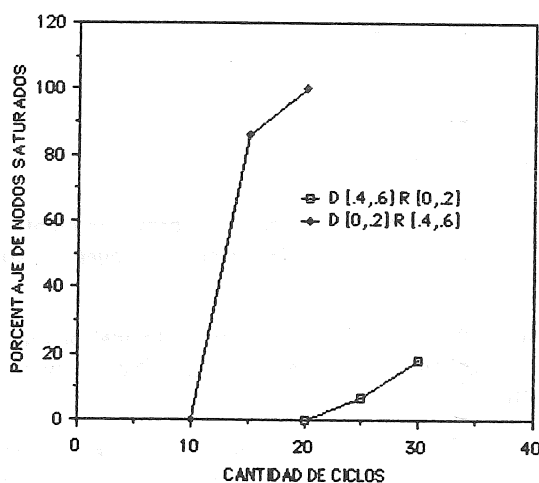
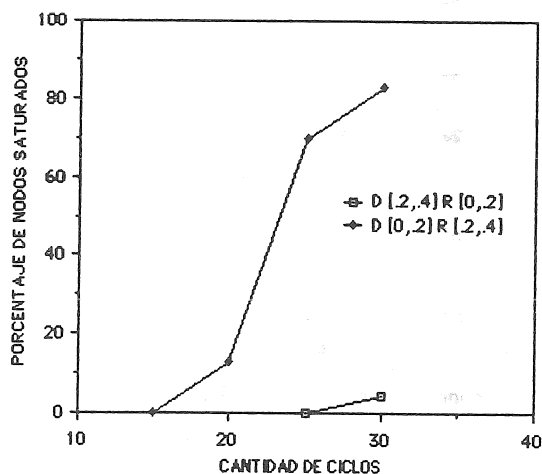
COMPORTAMIENTO 2: A mejor definición del modelo (más datos en la Base de Datos), menor es la Degradación del Sistema.

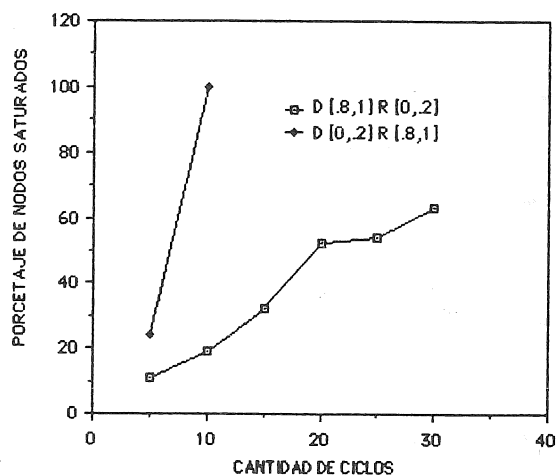
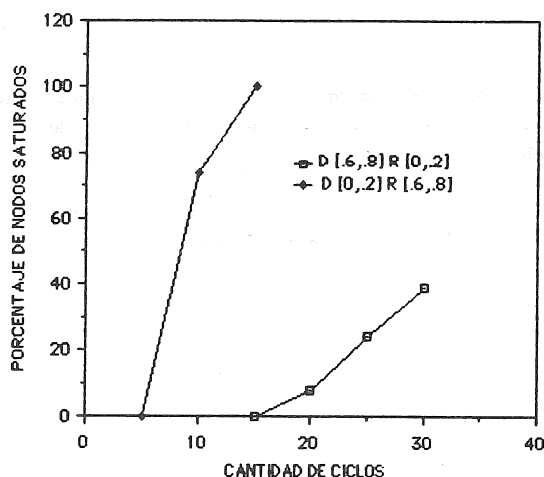
COMPORTAMIENTO 3: A mayor frecuencia de actualización del Modelo con la Realidad, mayor es la Degradación del Sistema.



La gráfica precedente permite confirmar que la cantidad de ciclos para alcanzar la saturación de un nodo es inversamente proporcional al rango de evidencia de los datos y las reglas [14,15,16], esto puede expresarse mediante el siguiente comportamiento :

COMPORTAMIENTO 4 : A mayor evidencia de datos y reglas se necesita menor cantidad de ciclos para alcanzar la saturación.

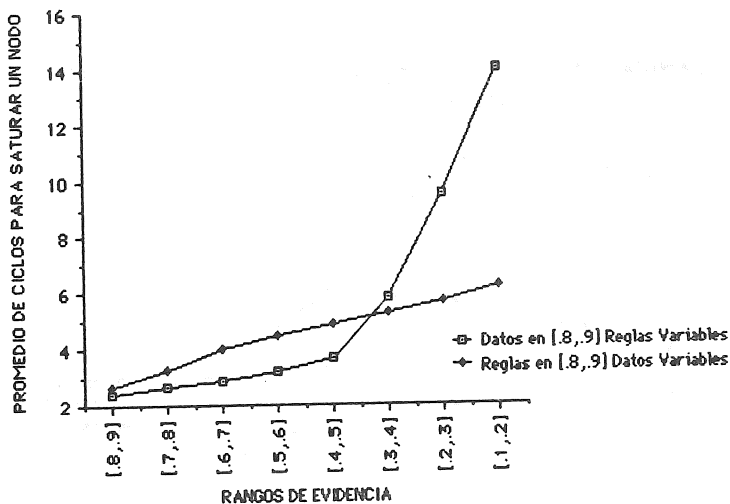
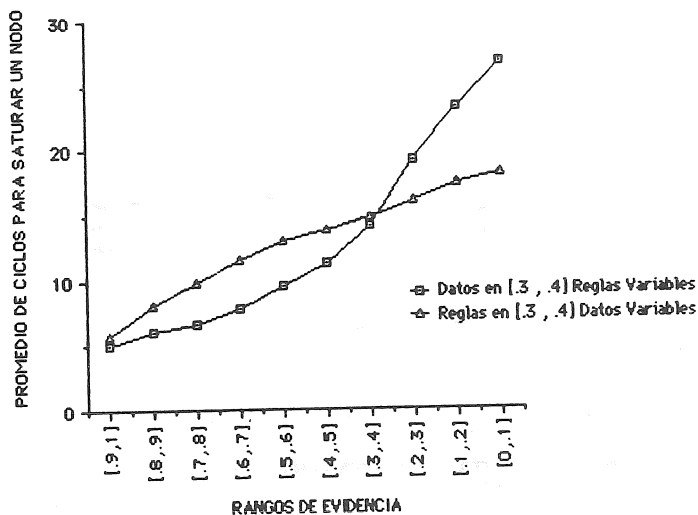




Las cuatro gráficas precedentes proveen información sobre el comportamiento de los nodos saturados en función de los ciclos a partir de las mismas se puede postular el siguiente comportamiento :

COMPORTAMIENTO 5 : Los nodos se saturan más rápido (menor cantidad de ciclos) con rango de evidencia de reglas alto que con rango de evidencia de datos alto.

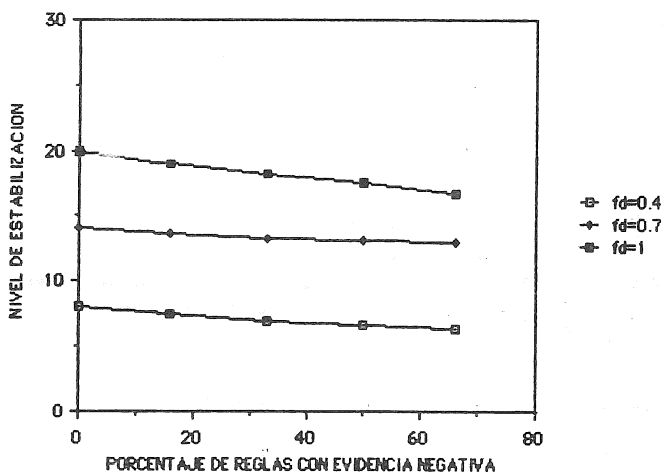
Este comportamiento permite inferir que para el modelo importa más estar seguro de las reglas (rango de evidencia de reglas alto) que de los hechos (rango de evidencia de datos alto).



Las dos gráficas precedentes proveen información sobre el promedio de ciclos necesarios para saturar un nodo en función de los rangos de evidencia, a partir de las mismas se pueden postular los siguientes comportamientos:

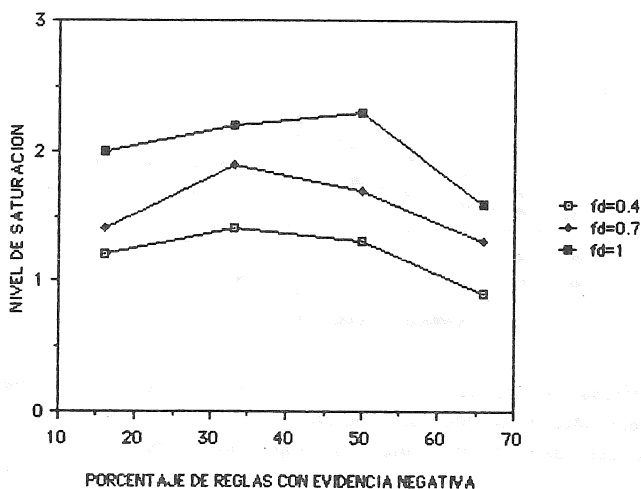
COMPORTAMIENTO 6: El porcentaje de ciclos necesario para saturar un nodo crece linealmente con el punto medio del rango de evidencia de reglas.

COMPORTAMIENTO 7: El porcentaje de ciclos necesario para saturar un nodo crece polinomialmente con el punto medio del rango de evidencia de datos.



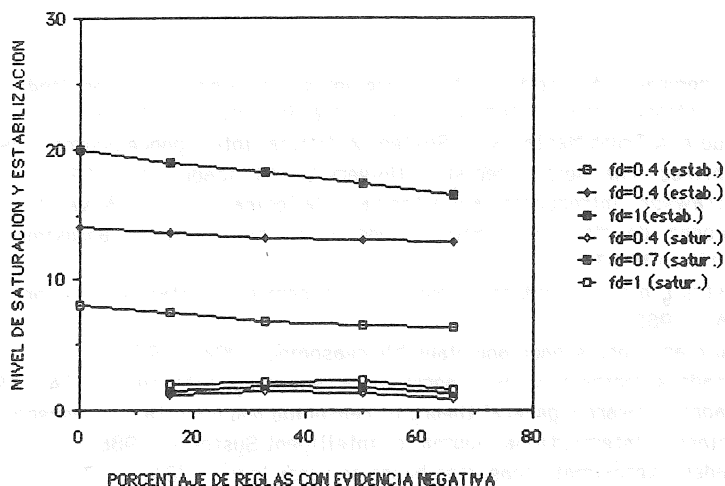
La gráfica precedente provee información sobre el nivel de estabilización alcanzado por el sistema en función del porcentaje de reglas con evidencia negativa, a partir de la misma se pueden postular el siguiente comportamiento :

COMPORTAMIENTO 8 : La estabilización en SNMV es directamente proporcional al factor de dispersión.



La gráfica precedente provee información sobre el nivel de saturación alcanzado por el sistema en función del porcentaje de reglas con evidencia negativa, a partir de la misma se pueden postular el siguiente comportamiento :

COMPORTAMIENTO 9 : La saturación en SNMV es directamente proporcional al factor de dispersión.



La gráfica precedente se construye mediante la combinación de las dos anteriores y provee información sobre la comparación entre el nivel de saturación y el nivel de estabilización alcanzado por el sistema en función del porcentaje de reglas con evidencia negativa, a partir de la misma se pueden postular el siguiente comportamiento:

COMPORTAMIENTO 10: A igualdad de condiciones, el nivel de saturación en SNMV es mayor que el nivel de estabilización.

7. Conclusión :

La investigación en este campo recién comienza por lo que una conclusión es poco menos que aventurada, lo que se ha presentado son los primeros resultados de un proyecto de investigación llevado adelante en el Programa de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial de la Universidad Nacional de Luján que tiene como objetivo tecnológico diseñar un Entorno de Desarrollo de Sistemas Expertos basado en un sistema no monótonico de representación de la verdad. Esta tecnología [13,14,15] está marcando el rumbo de la próxima década en lo que hace a los avances de la manipulación del conocimiento. Los sistemas de mantenimiento de la verdad constituyen modelos adecuados para representar las variaciones de evidencia en los llamados universos de hipótesis, la investigación en esta área se hace necesaria si se quiere tener modelos de representación y razonamiento con un buen ajuste al mundo real.

8. Bibliografía :

- [1] K. Colby. Simulations of Belief Systems, en : Computer models of Thought and Language. W.H. Freeman Publishing Co. USA . 1973
- [2] J. Doyle. Explicit control of reasoning. Proceedings of the ACM Symposium on Artificial Intelligence and Programming Languages . Asociation of Computer Machinery . USA . 1977
- [3] S. Fahlman. A System for Representing and Using Real World Knowledge MIT Press . USA . 1979

- [4] A. Thompson. Network Truth Maintenance for Deduction and Modelling. Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence . 1979
- [5] J. Doyle. A Truth Maintenance System. Artificial Intelligence Journal . USA . 1979
- [6] R. Jeffrey. The logic of decision . University of Chicago Press . 1983 .
- [7] F. Strawson . Introducción a una teoría de la lógica . Editorial Nova . 1982 .
- [8] R. Lopez de Mantaras Badía . Modelos de razonamiento aproximado . Mundo científico Nº 53 .
- [9] Shastri y otros . Evidential reasoning in semantic networks : a formal theory . IJCAI . 1985 .
- [10] J. Quinlan . Consistency and plausible reasoning . IJCAI . 1979 .
- [11] H. Prade. A synthetic view of approximate reasoning techniques . IJCAI . 1983 .
- [12] R. Yager . Toward a general theory of reasoning and uncertainty : nonspecificity and fuzziness . International Journal of intelligent Systems . 1986
- [13] L. Zadeh . Approximate reasoning based on fuzzy logic . IJCAI . 1979 .
- [14] H. Prade y otros . On the unicity of Dempster rule of combination . International Journal of intelligent Systems . 1986 .
- [15] D. Driankov . Uncertainty calculus with verbally defined belief intervals . International Journal of intelligent Systems . 1986 .

9. Contacto : Ramón García Martínez
 Erézcano 1134
 Adrogué (1846)
 Buenos Aires
 ARGENTINA