

LA PROBLEMÁTICA DE LA INCERTIDUMBRE EN LOS SISTEMAS BASADOS EN CASOS

MSc. Iliana Gutiérrez Martínez*

Dr. Rafael Bello Pérez**

RESUMEN.

El desarrollo de las técnicas para considerar la incertidumbre en la solución de los problemas es uno de los campos de trabajo de la Inteligencia Artificial (IA). Especial consideración tiene la manipulación de conocimiento e información con incertidumbre en los Sistemas Basados en Conocimiento (SBC). En este artículo se analiza esta problemática en los Sistemas Basados en Casos (SBCS).

INTRODUCCIÓN.

En muchos dominios de problemas no es posible trabajar con modelos computacionales completos, en el sentido de disponer de toda la información necesaria o que esta sea inalterable en el tiempo. Para dar solución a este tipo de problema se han desarrollado las técnicas de razonamiento inexacto o bajo incertidumbre en la IA.

Atendiendo a [1] el término incertidumbre o razonamiento inexacto se emplea en la IA para referirse a un amplio rango de situaciones donde

la información relevante es deficiente en uno de los sentidos siguientes:

- la información es parcial.
- la información no es completamente confiable.
- el lenguaje de representación es impreciso.
- la información procede de múltiples fuentes y es contradictoria.
- la información es aproximada.
- no existen relaciones absolutas de causa y efecto.

* **Master of Science en Computación Aplicada, profesora del Departamento de Computación y miembro del seminario de Inteligencia Artificial de la Facultad de Matemática-Física y Computación de la UCLV.**

** **Doctor en Ciencias de la Computación, decano y jefe del seminario de Inteligencia Artificial de la Facultad de Matemática-Física y Computación de la UCLV.**

Grupo de Inteligencia Artificial. Facultad de Mat.-Fís.-Comp., UCLV, Santa Clara. Villa Clara, Cuba. Telef. (53)(422)81109, Fax (53)(422)81608.

Nótese que esencialmente la incertidumbre puede radicar en el conocimiento que se tiene para resolver problemas en el dominio o en los datos utilizados en la solución de un problema particular y que puede ser necesario realizar un razonamiento inexacto por dos causas. Una de ellas es que se trabaja con información incompleta y la otra es que sobre las creencias con que se trabaja no se tiene absoluta certeza.

En los SBC que consideran la existencia de incertidumbre, la que puede aparecer tanto en la formación del propio conocimiento como en los datos que aparecen al formular un problema concreto, el enfoque de trabajo usual ha sido realizar el proceso de razonamiento sin considerar la incertidumbre existente y paralelamente realizar un proceso de cálculo de la incertidumbre asociada con la conclusión. Por ejemplo, en los Sistemas Basados en Reglas (SBR), se colocan en las bases de conocimiento, reglas no totalmente ciertas y por lo tanto se formulan las reglas como si se tuviera certeza absoluta y se le asocia un valor de certeza de la misma (usualmente un número entre 0 y 1), y luego al resolver un problema concreto se pueden dar datos al sistema de los que no se tiene una seguridad absoluta. Entre los métodos utilizados están la probabilidad Bayesiana, las Redes Bayesianas, los Factores de Certeza y la Teoría de la Evidencia [1],[2],[3]. Además en [4] aparece una buena selección de trabajos sobre la temática.

Los métodos para el tratamiento de la incertidumbre toman en cuenta el problema de la combinación de las incertidumbres provenientes de diversas fuentes. La combinación se hace necesaria al menos en dos niveles. En el primero se deriva una conclusión utilizando una pieza del conocimiento almacenado en la base de conocimiento y es necesario combinar los diferentes valores de las incertidumbres asociadas con las hipótesis en las que se basa esa pieza de conocimiento y la incertidumbre de la propia pieza de conocimiento para determinar la incertidumbre de la conclusión alcanzada. En el segundo nivel es necesario combinar diversas conclusiones (cada

una con su propia incertidumbre) para alcanzar la respuesta. A este proceso se le denomina propagación de la incertidumbre desde los datos a la respuesta.

Lo anterior se puede ilustrar en los SBR de la forma siguiente: una regla de producción tiene como antecedente una combinación (conjunción o disyunción) de hipótesis cada una con su incertidumbre, llamémosle ch_1, ch_2, \dots, ch_n , además la propia regla tiene su incertidumbre CR. Al utilizar esa regla la conclusión que se derive de una aplicación tendrá su propia incertidumbre la cual será una combinación de los valores ch_1, ch_2, \dots, ch_n y CR. Por otra parte, si en el sistema se tienen varias reglas interconectadas, todas con la misma conclusión pero con diversas incertidumbres, entonces cada regla puede ser vista como una evidencia que soporta la conclusión y será necesario calcular el valor global de la incertidumbre de la conclusión a partir de la combinación de las de cada evidencia.

Se ha ejemplificado el procesamiento de la incertidumbre en los sistemas basados en el conocimiento mediante los SBR, atendiendo a que son los más conocidos y de mayor uso. Sin embargo, actualmente se utilizan otras tecnologías que han llevado al desarrollo de otros tipos de SBC, como son los Sistemas Basados en Casos (SBCS).

En este tipo de sistemas la base de conocimiento es una colección de casos (base de casos) y el método de solución de problemas (denominado razonamiento basado en casos) consiste esencialmente en la recuperación de los casos semejantes a la descripción del problema por resolver y la adaptación de las soluciones dadas a ellas para construir la solución del nuevo problema. En [5] y [6] se puede encontrar una buena introducción al tema.

Dada la relativa novedad de esta tecnología, resulta de interés analizar la problemática de la manipulación de la incertidumbre al razonar por casos. No conocemos de trabajos en ésta dirección,

por lo que el objetivo del presente artículo es llamar la atención sobre el tema y presentar un resumen del análisis realizado al respecto por nuestro grupo de investigación.

Análisis del lugar de la incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos.

Los componentes principales de un SBCS son la base de casos, el procedimiento de recuperación de casos y el procedimiento de adaptación de las soluciones. Aunque en los denominados SBCS interpretativos esta arquitectura puede variar fácilmente [6].

El conjunto de problemas resueltos previamente (casos) forma la base de casos. Un caso consiste en la descripción de un problema, la solución dada y el resultado de esa solución. Si la solución dada no fue exitosa debe incluirse una explicación de las anomalías y una referencia al próximo resultado. El diseño de la base de casos incluye la selección de los rasgos con los valores que describen el problema, la determinación de los valores probables para los rasgos y el modelo de organización de los casos. Todo objetivo que se pretenda que el sistema sea capaz de alcanzar debe estar representado por al menos un caso de la base.

El proceso de recuperación de casos está designado para que, dada la descripción de un problema, se puedan hallar el o los casos más semejantes. Usualmente este procedimiento opera en dos etapas, en la primera se recupera un conjunto de casos candidatos y en la segunda se determina el o los más semejantes, usando una función de semejanza. Esta función de semejanza toma la forma:

$$(1) \quad \beta(O, O_t) = |\eta|^{-1} \sum_{x_i \in \eta} \mu_{\eta}(x_i) \delta_i(O, O_t)$$

la cual compara el caso O con el caso Ot respecto a n rasgos, en donde cada rasgo se considera con un peso $m_h(x_i)$ y para cada rasgo se define una

función de comparación $di(O, O_t)$, que compara los valores del rasgo i entre los casos O y Ot.

El procedimiento de adaptación es el encargado de encontrar la solución del problema a resolver, dadas su descripción y la descripción del caso recuperado y su solución.

Como se puede apreciar, en este modelo aparecen diferentes fuentes de incertidumbre. Hay posibilidades de imprecisión tanto en el conocimiento como en la información que se manipula. El conocimiento del sistema radica esencialmente en la colección de casos, luego el primer interrogante es si el caso representa o no el objetivo para el cual fue puesto en la base, en otras palabras ¿cuál es el grado de certeza de que la solución contenida en el caso es válida?. El otro aspecto referido con el conocimiento del sistema es el modelo de organización de los casos. Este modelo permite almacenar los casos, quizás no como un todo, y luego recuperar los casos más apropiados, reconstruyendo quizás los mismos. Aquí la fuente de incertidumbre puede estar dada por la medida en que el modelo permita descomponer y recomponer los casos durante el almacenamiento (anteriormente vimos que esto se denota lenguaje de representación impreciso). Un tercer aspecto radica en la medida en que la selección de rasgos es válida o no, lo que se ha denominado información parcial o incompleta. Por último, la información inexacta aparece en los valores dados a los rasgos tanto en la descripción del problema por resolver como en los casos almacenados. A continuación se ilustra un ejemplo:

Considérese el rasgo COLOR con los valores {AZUL, ROJO, VERDE, NEGRO}, tomar en cuenta la incertidumbre, significa que el rasgo COLOR toma un valor en el caso almacenado y otro en la descripción del problema por resolver, pero sobre ambos valores hay dudas sobre su certeza. Por ejemplo: COLOR=AZUL (0.9) en el caso y COLOR=ROJO (0.6) en la descripción del problema.

La situación anterior nos obliga a pensar en dos aspectos. El primero es que ahora la función de comparación tendrá como argumentos valores sobre los que existen dudas y por lo tanto el valor de $d_i(\text{ROJO}, \text{AZUL})$ dadas las certidumbres 0.9 y 0.6 no tiene que ser igual que en el caso en que ambos valores de la certidumbre sean 1. Considerar el valor de la certidumbre en los valores dados a los rasgos nos obliga a redefinir las funciones de comparación de rasgos definidas originalmente. Un segundo aspecto es la necesidad de calcular la certidumbre del resultado de la comparación por rasgo. De aquí surgen dos interrogantes: ¿cómo construir funciones de comparación de rasgos considerando incertidumbre en los valores dados a estos? ¿cuál será la certidumbre del resultado de la función de comparación de rasgos en los cuales se consideren valores con incertidumbre?.

Una vez que se tiene el resultado de la comparación para cada rasgo y calculada la certidumbre de ese valor es necesario considerar qué sucede con la función de semejanza. Anteriormente se vio que la función de semejanza usualmente se expresa como la suma pesada del resultado de la comparación a nivel de rasgos, entonces ¿cuál será la certidumbre de la medida de semejanza entre el caso y la descripción del problema?. Una variante es emplear una función de globalización de la certidumbre a nivel del caso. De aquí se deriva otra cuestión de interés. Sea O la descripción de un problema y sea los casos $O1$ y $O2$, Se tiene como resultado de la función de semejanza y de la función de globalización:

$$\begin{array}{ll} b(O, O1)=0.8 & g(O, O1)=0.6 \\ b(O, O2)=0.6 & g(O, O2)=0.95 \end{array}$$

donde g es la certidumbre con la que se calcula la semejanza.

En este ejemplo, ¿cuál caso recuperamos como el más semejante, el caso $O1$ cuya semejanza dio una medida mayor (0.8) pero cuyo resultado es más dudoso (0.6) o el caso $O2$ en el cual hay menos

semejanza (0.6) pero estamos más seguro del resultado (0.95) ?.

Siguiendo la secuencia de operación de un SBCS, corresponde analizar el comportamiento de la incertidumbre en el proceso de adaptación. La solución del nuevo problema es el resultado de utilizar el procedimiento de adaptación a partir de la solución del caso recuperado y la descripción del nuevo problema. Como se planteó antes, en ambas informaciones puede haber incertidumbre, por un lado la información contenida en el caso recuperado tiene asociado un grado de certeza y por el otro los valores dados a los rasgos predictores (rasgos valorizados en la descripción del problema a resolver) tienen asociada también una medida de certidumbre. Al aplicar las reglas de adaptación teniendo como argumento esta información, obviamente se obtendrá un resultado con una medida de certidumbre, ¿cuál será esta medida en la solución resultante de la adaptación?

Hemos señalado algunos momentos del razonamiento basado en casos donde resulta necesario tomar en cuenta la manipulación de la incertidumbre. En el siguiente epígrafe se presentan algunas ideas preliminares sobre la elaboración de un modelo para la manipulación de la incertidumbre en los SBCS.

Formalización del modelo.

Sea M un universo de casos admisibles. Sean x_1, \dots, x_n variables en términos de las cuales se describen los casos de M . Sobre las variables se hace la suposición de modo que pudieran ser cualitativas o cuantitativas. Cada variable x_i ($i=1, \dots, n$) toma valores en un conjunto M ($i=1, \dots, n$) con un grado de certidumbre $c_f i$. Esta certidumbre se representa mediante un número real en el intervalo $[-1, 1]$. El 1 equivale al SI (verdad absoluta), el -1 al NO (falsedad absoluta) y el 0 al NO SE SABE (ignorancia). Puesto que todo el intervalo real es disponible, el segmento positivo corresponde al caso en que se afirma la presencia o validez del planteamiento y el negativo al que se

niega. En qué grado o con qué fuerza se afirma o niega algo, lo da el valor absoluto de la magnitud numérica empleada llamada factor o grado de certidumbre.

Entonces mediante el operador de descripción D a cada elemento O de M se hace corresponder un punto en $M_1 \times M_2 \times \dots \times M_n$ al cual se denota por D(O) y se llama descripción del caso O

$$(2) \quad D: M \rightarrow \prod_{i=1}^n M_i \quad O \rightarrow D(O)$$

Se utiliza la notación $D(O) = (x_1(O)|cf_1, \dots, x_n(O)|cf_n)$, donde $x_i(O)|cf_i$, representa la evaluación de la variable x_i con un nivel de certidumbre cf_i ($i=1, \dots, n$) para el caso O.

Es imprescindible destacar que D es el resultado de un proceso de modelación matemática que parte de un profundo conocimiento del problema real y de lo que informalmente suele llamarse "propiedades fundamentales de M". (Acerca de los aspectos metodológicos relacionados con el proceso de modelación ver por ejemplo [7].

A cada par de casos de M se le asocia una magnitud que es el resultado de aplicar un operador que genéricamente se llama operador de comparación y que pudiera ser de semejanza, de diferencia, de cercanía, etc., pero que para estos propósitos se toma como operador de semejanza.

Formalmente se define tal operador sobre los pares de descripciones

$$(3) \quad \beta: \prod_{i=1}^n M_i * \prod_{i=1}^n M_i \rightarrow V$$

donde V pudiera ser $\{0,1\}$ en el caso en que el resultado de la comparación se expresa en dos posibles respuestas (iguales o distintos, semejantes o no semejantes, etc.). V puede tomarse como $[0,1]$

si la respuesta es por ejemplo de naturaleza difusa (grados de semejanza, etc.). Si en calidad de b se toma una métrica, entonces V puede ser R^+ . Una manera general de definir b es a partir de asociar a cada x_i ($i=1, \dots, n$) un criterio de comparación

$$(4) \quad \varphi(i): M_i \times M_i \rightarrow V_i \quad (i=1, \dots, n)$$

con las mismas consideraciones para V_i que para V y luego definir b en función de los $\varphi(i)$ ($i=1, \dots, n$), en cuyo caso quedaría formalmente:

$$(5) \quad \beta: \prod_{i=1}^n V_i \rightarrow V$$

En cualquier caso las referencias se hacen al operador de comparación b.

$$\prod_{i=1}^n M_i \quad \times \quad \prod_{i=1}^n M_i \quad \xrightarrow{\beta} \quad V$$

$$\downarrow \quad \varphi(i) \quad i=1, \dots, n$$

$$(6) \quad \prod_{i=1}^n V_i \quad \rightarrow \quad V$$

La adecuada elección de b y de los $\varphi(i)$ ($i=1, \dots, n$) es un aspecto de suma importancia ya que el resultado de comparar dos descripciones de casos debe corresponderse con la comparación entre dos casos reales y esta correspondencia depende no sólo del operador de descripción sino también del de comparación, luego metodológicamente resulta esencial minimizar los efectos "deformantes" de la conversión de casos en descripciones, pero también la conversión de semejanza entre casos en semejanzas entre descripciones.

Función de semejanza.

Hasta el presente los Sistemas con Razonamiento Basado en Casos han hecho uso de la fórmula (1) para calcular la semejanza entre dos casos.

Se han considerado las siguientes opciones para di:

Igualdad:

$$(7) \delta_i(O, O_t) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i(O) = x_i(O_t) \\ 0 & \text{e.o.c.} \end{cases}$$

$x_i(O)$ denota el valor del rasgo x_i para el caso O .

Diferencia relativa:

$$di(O, O_t) = 1 - \frac{|x_i(O) - x_i(O_t)|}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (8)$$

$$(10) \delta^*_i(O, O_t) = \begin{cases} \delta_i(O, O_t) & \text{si } cf_i(O), cf_i(O_t) \geq 0 \\ (\eta - 1)^{-1} \left[\left(\sum_{i=1}^{\eta} \delta_i(O, O_t) \right) - \delta_i(O, O_t) \right] & \text{si } cf_i(O) * cf_i(O_t) \\ (\eta - 1)^{-2} \left[\left(\sum_{k=1}^{\eta} \sum_{l=1}^{\eta} \delta_i(O_k, O_l) \right) - \sum_{i=1}^{\eta} \delta_i(O, O_t) - \sum_{l=1}^{\eta} \delta_i(O_t, O_l) \right] & \text{si } cf_i(O), cf_i(O_t) < 0 \end{cases}$$

Se consideran las mismas opciones anteriores para di.

Se asume que se tiene un número h_i de objetos O_i , cada uno de los cuales toma un valor diferente del rasgo i .

En esta nueva fórmula se calcula un nuevo valor de la comparación por rasgos a partir del valor calculado por cualquiera de las fórmulas tradicionales. La idea que se tiene es la siguiente:

- Si en ambos casos O y O_t la certidumbre con la cual el rasgo i toma el valor es positiva, se toma el valor de la función de comparación calculado anteriormente.

$\max(x_i)$ denota el máximo valor que puede tomar el rasgo x_i

$\min(x_i)$ denota el mínimo valor que puede tomar el rasgo x_i

Sin embargo en esta fórmula no se considera el tratamiento de la incertidumbre que puede estar presente en los valores de los rasgos. Para lograr esto se propone una mejora de dicha fórmula, quedando de la siguiente forma:

$$(9) \beta(O, O_t) = |\eta|^{-1} \sum_{x_i \in \eta} \mu_{\eta}(x_i) \delta^*_i(O, O_t)$$

donde dl^* se define de la siguiente forma:

- Si para el caso O la certidumbre con la cual se da el valor del rasgo i es positiva y para el caso O_t es negativa, se toma como valor de la comparación la media de todos los valores que se obtienen al comparar el valor del rasgo i para el objeto O con todos los restantes valores que puede tomar dicho rasgo exceptuando el valor de la comparación con el objeto O_t . En caso contrario se permutan O y O_t en la fórmula.

- Por último, si los casos O y O_t toman valores del rasgo i con certidumbres negativas, entonces se toma como valor de la comparación la media de los valores que se obtienen al comparar todas las posibles combinaciones de valores del rasgo exceptuando aquellas combinaciones en que están

presentes los valores que fueron tomados por los objetos O y Ot.

Determinación de la certidumbre total con la que se calcula la semejanza.

El problema de combinación paralela de piezas de información incierta puede ser formulado como sigue: dado un conjunto de n medidas inciertas procedentes de n fuentes (v.g. n expertos, los resultados de aplicar n reglas en un SE) y definidas sobre un conjunto W de alternativas, buscar una medida de certidumbre que realice un consenso entre las n fuentes. En este sentido se han analizado las operaciones de combinación en término de los requerimientos de las propiedades algebraicas, especialmente conmutatividad, asociatividad, idempotencia, simetría. En realidad una ley de

combinación parece lo mejor, si ésta posee las propiedades algebraicas. Sin embargo la propiedad asociativa no es absolutamente requerida pues una cuasiasociatividad es generalmente suficiente. A veces se considera que tales consideraciones algebraicas no son suficientes y que es importante tomar la semántica de los números combinados con respecto a la teoría de la incertidumbre con la que se trabaja.

En nuestro caso para determinar la certidumbre global con la que se determina la semejanza se considera la combinación de las certidumbres provenientes de la comparación por rasgo. Para determinar esta última nos basaremos en la aproximación bayesiana para combinar. De esta manera se obtiene la siguiente función de combinación por rasgos.

$$(11) \quad CCf_i = 0.5 \cdot /cf_i(O) / + 0.5 \cdot /cf_i(O_i) /$$

Luego para totalizar el efecto global de las certidumbres de comparación por rasgos

podemos usar la siguiente función de globalización:

$$(12) \quad \gamma(O, O_i) = g\left(g\left(\dots g\left(g\left(CCf_1(O, O_i), CCf_2(O, O_i)\right), CCf_3(O, O_i)\right)\dots\right)CCf_n(O, O_i)\right)$$

donde g puede ser entre otras:

$$(13) \quad g((p_i, CCf_i), (p_j, CCf_j)) = \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j - p_i \cdot p_j \cdot CCf_i \cdot CCf_j}{p_i + p_j - p_i \cdot p_j}$$

$$= \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j - p_i \cdot p_j \cdot CCf_i \cdot CCf_j}{g(p_i, p_j)}$$

$$g((p_i, CCf_i), (p_j, CCf_j)) = \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j}{1 + (p_i \cdot p_j \cdot CCf_i \cdot CCf_j)} \cdot \frac{1 + p_i \cdot p_j}{p_i + p_j}$$

$$= \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j}{1 + (p_i \cdot p_j \cdot CCf_i \cdot CCf_j)} \cdot \frac{1}{g(p_i, p_j)}$$

$$g((p_i, CCf_i), (p_j, CCf_j)) = \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j}{p_i + p_j}$$

$$= \frac{p_i \cdot CCf_i + p_j \cdot CCf_j}{g(p_i, p_j)}$$

donde $f=I$ (función Identidad)

Nótese que las funciones que aparecen en el denominador de las fórmulas anteriores son las propias fórmulas g aplicadas a los pesos.

Si no se desean usar los pesos, es suficiente considerar cualquier combinación de coeficientes cuya suma sea igual a 1, en particular sugerimos $\pi_i=1/n$, $i=1,n$.

para que todas las incertidumbres de la comparación por rasgos sean igualmente afectadas.

Las funciones g cumplen las siguientes propiedades:

- 1- Si $-1 < CC_{fi}$, $CC_{fj} < 1$ entonces $-1 < g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_j, CC_{fj})) < 1$
- 2- $g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_j, CC_{fj})) = g((\pi_j, CC_{fj}), (\pi_i, CC_{fi}))$
- 3- $g((\pi_i, CC_{fi}), g((\pi_j, CC_{fj}), (\pi_k, CC_{fk}))) = g(g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_j, CC_{fj})), (\pi_k, CC_{fk}))$
- 4- $g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_j, 0)) = \pi_j CC_{fi} / g(\pi_i, \pi_j)$
- 5- $g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_j, 1)) > -1$, $CC_{fi} > 1$
- 6- Si $CC_{fi} \leq CC_{fj}$ entonces $g((\pi_i, CC_{fi}), (\pi_k, CC_{fk})) \leq g((\pi_j, CC_{fj}), (\pi_k, CC_{fk}))$

las cuales resultan buenas desde el punto de vista algebraico y semántico para nuestros modelos.

Determinación de un criterio de optimalidad efectiva.

Una vez determinado el valor de la semejanza por la fórmula (9) y el valor de la incertidumbre con que se alcanza ese valor por la fórmula (12), procedemos a determinar el caso óptimo a través de la siguiente fórmula de combinación convexa:

$$(14) \quad \beta_\gamma(O, O_i) = \alpha \cdot \beta(O, O_i) + (1 - \alpha) \cdot \gamma(O, O_i)$$

donde α es un valor entre 0 y 1.

El valor de α lo decide el experto. A medida que α tiende a cero, le estamos dando más peso al valor de la incertidumbre y a medida que tiende a uno, le estamos dando más peso al valor de la semejanza.

4. Conclusiones.

En este artículo se ha presentado la problemática de la manipulación de la incertidumbre en los sistemas basados en casos. Hemos indicado las fuentes de incertidumbre en este tipo de sistemas, así como en qué momentos de la recuperación y de la adaptación es necesario desarrollar reglas para manipular incertidumbre. Presentamos ideas preliminares sobre un modelo para responder a esta problemática.

Hemos presentado los aspectos que pueden dar lugar a trabajos interesantes de investigación sobre el tema.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. TURBAN, E., Expert Systems and Applied Artificial Inteligence, Macmillan Publishing, 1992.
2. RICH, E. y Knight, K., Inteligencia Artificial, McGraw Hill, Segunda Edición, 1994.
3. CASTILLO, E., Sistemas Expertos: Aprendizaje e Incertidumbre, Paraninfo, 19989.
4. GAINES, B. R. y BOOSE, J. H., Machine Learning and Uncertain Reasoning, Academic Press, 1990.
5. GARDAATI, S., Razonamiento Basado en Casos, Soluciones Avanzadas, Año 2, No. 13, Setiembre, 1994, pp 60-63.
6. KOLODNER, J. C., An Introduction to Case-Based Reasoning, Artificial Inteligence Review 6, 1992, pp 3-34.
7. CHEREMESINA, E.N, Ruiz Shulcloper, J. Cuestiones metodológicas de la aplicación de modelos matemáticos de reconocimiento de patrones en zonas del conocimiento poco formalizadas, Revista Ciencias Matemáticas 13(2), 1993, pp 93-108.