Universidad Don Bosco Facultad de Ingeniería Escuela de Computación.



"Investigación sobre los temas: Incertidumbre, Factores de la Incertidumbre, Razonamiento Aproximado y Razonamiento Inexacto."

Catedrático: Ing. Cruz Antonio Galdámez Rivera

Cátedra: Sistemas Expertos.

Alumnos: Luis Roberto Batres Ayala BA-000068

Rosa María Guevara Vargas GV-000037

Ciudadela Don Bosco, 30 de Junio de 2004

Introducción

El presente trabajo realizado por estudiantes de la cátedra de Sistemas Expertos, consta de cuatro temas investigados por medio de la Internet.

Investigación que será de gran ayuda para los demás estudiantes, ya que se hará una exposición de estos temas dentro de la cátedra; por lo que se debe saber y manejar muy bien los tópicos asignados, para una mejor comprensión de ellos al momento de ser presentados en clase.

Trabajo que menciona y explica todo lo que influye en la incertidumbre; la Teoría de Dempster y Shafer, finalizando así con los temas de Razonamiento Aproximado y Razonamiento Inexacto.

<u>Índice</u>

<u>Contenido</u>	Número de página	
La Incertidumbre	4	
Principio de la Incertidumbre	4	
Causas de la Incertidumbre	4	
Técnicas de la Incertidumbre	5	
Métodos de tratamiento de la Incertidumbre	5	
Fuentes de la incertidumbre	6	
Efectos de la incertidumbre	8	
Ejemplos de dominios con incertidumbre	9	
Factores de la Incertidumbre	9	
Teoría de Dempster-Shafer	10	
Diferencias con la Probabilidad	11	
Fundamentos Teóricos	11	
Regla de Dempster	11	
Ejemplos	12	
Razonamiento Aproximado	12	
Necesidad de Razonamiento aproximado	13	
Métodos numéricos más importantes	14	
Ejemplos de Razonamiento Aproximado	14	
Razonamiento Inexacto	15	
Lógicas No Clásicas	16	
Ejemplo de Razonamiento Inexacto	16	

La Incertidumbre.

El Principio de la Incertidumbre.

El principio de incertidumbre fue desarrollado por Heisenberg en 1927, en el cual postula que es imposible conocer conjuntamente con exactitud, la posición y la velocidad de una partícula. Dijo, "si la precisión con la que determinamos la posición es mayor, menor será su velocidad".

Heisenberg calculó la magnitud de esa inexactitud de dichas propiedades y con ello definió el "Principio de Incertidumbre", por el cual recibió el Premio Nóbel de física.

El punto central de la física quántica es el concepto de incertidumbre. La palabra incertidumbre está en todas partes y por ello la teoría quántica tiene una estructura fundamentalmente probabilística es decir basada en la incertidumbre.

¿De qué le sirve a la naturaleza y a la humanidad la incertidumbre?. Los humanos, como observadores del mundo que nos rodea, juegan un papel central en la física quántica. El proceso de definición en la física quántica precisa de la participación de un observador consciente a un nivel fundamental. Nos interesa conocer como funciona el universo y el principio de incertidumbre es un factor clave de su funcionamiento.

Necesitamos la incertidumbre para establecer relaciones afectivas, para aumentar nuestros conocimientos, para fortalecer nuestra conciencia, y para desarrollar nuestra autoestima. La incertidumbre ante el futuro, ha sido y será el motor que mueve a la humanidad hacia delante. La seguridad absoluta en todos los órdenes es parálisis, castradora de la personalidad y arrullo de vagancias.

¿Tenemos certidumbre de alguien o de algo?

Para conocer todo de alguien o de algo hay que interaccionar con ellos. Esta interacción introduce siempre algún cambio en el comportamiento de las personas o en las propiedades de las cosas. Por ello aunque los cambios sean diminutos, siguen estando ahí y con estos cambios creamos nuestra realidad.

El complemento del principio de incertidumbre debe ser la tolerancia. La tolerancia que como observadores, debemos aplicar al evaluar las acciones de los demás. Cuanta más tolerancia demostremos con las personas, mejor llegaremos a comprenderlas y estimarlas. Con ello reduciremos a valores probabilísticos manejables en la incertidumbre presente en nuestras vidas.

Causas de la Incertidumbre

• Información

- Incompleta (falta de análisis en medicina, falta de variables de campo en sistemas de control).
- ❖ Poco confiable (medidores poco confiables, instrumentos imprecisos, análisis poco confiables).

* Ruido, distorsión (ruido o distorsión en sistemas de visión, de reconocimiento de voz, de comunicaciones).

Conocimiento

- ❖ Impreciso (si tiene dolor de cabeza posiblemente tiene gripe, el lumen es una región obscura, grande y uniforme).
- Contradictorio (si tiene dolor de cabeza es probable que tenga gripe, pero también es posible que no tenga gripe, opiniones encontradas de diferentes expertos).

• Representación

- No adecuada (no se selecciono la representación(es) idónea(s) para la aplicación).
- ❖ Falta de poder descriptivo (las representaciones no permiten representar adecuadamente el conocimiento del dominio, como lo expresa el experto).

Técnicas de la Incertidumbre

No-numéricas

- Lógicas no-monotónicas
- Sistemas de mantenimiento de verdad (TMS, ATMS)
- Teorías de endosos

Numéricas

- Empíricas (MYCIN, Prospector)
- Métodos aproximados
- Lógica difusa
- Teoría de Dempster-Shafer
- Redes Bayesianas

Métodos de tratamiento de la Incertidumbre

Métodos Teóricos

- Lógica multivalorada
- Lógica Probabilística
- Lógica Borrosa
- Teoría de la Evidencia ("credibilidad", "plausibilidad")
- Teoría de la Posibilidad ("necesidad", "posibilidad")

Métodos Heurísticos más usados en la Ingeniería del conocimiento

- Factores de incertidumbre (MYCIN)
- Inferencia Bayesiana (PROSPECTOR)

Fuentes de la incertidumbre

Observando la historia de los sistemas expertos, y en particular de los métodos de razonamiento incierto, se comprueba que casi todos los primeros (tiempo) y muchos de los mas importantes, se han desarrollado en el campo de la medicina. Si tratamos de averiguar el porqué, descubrimos que este es un campo donde se dan todos los tipos de incertidumbre.

A grandes rasgos, podemos clasificar las fuentes de incertidumbre en tres grupos:

- Deficiencias de la información,
- Características del mundo real y
- Deficiencias del modelo.

Se ha escogido el campo de la medicina como ejemplo paradigmático de dominio incierto, porque es aquí especialmente donde se da el problema de reconocimiento del lenguaje natural, tanto hablado como escrito, donde la información implícita, la polisemia, la ambigüedad y la imprecisión, hacen imprescindible el tratamiento de la incertidumbre.

En realidad, ésta es una necesidad que no sólo incumbe a los sistemas expertos y a los problemas de lenguaje natural, sino a todas las ramas de la Inteligencia Artificial, como el Aprendizaje, la Visión artificial, la Robótica, etc., los juegos de azar, y el juego del ajedrez, donde no se conocen con certeza las preferencias del contrario.

Fuentes de incertidumbre se dan en:

- Ciencias Naturales.
- Ingeniería.
- Derecho
- Humanidades.

Problemas típicos de Inteligencia Artificial:

- Reconocimiento del lenguaje natural (hablado/escrito)
- Aprendizaje.
- Visión artificial.
- Robótica.
- Recuperación de información.
- Juegos complejos.
- Sistemas adaptativos.

Ejemplos de Fuentes de la incertidumbre

Información incompleta.

En muchos casos la historia clínica completa no está disponible, y el paciente es incapaz de recordar todos los síntomas que ha experimentado y cómo se ha desarrollado la enfermedad. Además, en otras ocasiones, las limitaciones prácticas impiden contar con todos los medios que deberían estar disponibles,

por lo que el médico debe realizar su diagnóstico con la información que posee, aunque ésta sea muy limitada.

Información errónea.

En cuanto a la información suministrada por el paciente, puede que éste describa incorrectamente sus síntomas e incluso que trate de mentir deliberadamente al médico. También es posible que el diagnóstico anterior, contenido en la historia clínica, haya sido erróneo. Y tampoco es extraño que las pruebas de laboratorio den falsos positivos y falsos negativos. Por estas razones, el médico siempre debe mantener una duda razonable frente toda la información disponible.

Información imprecisa.

Hay muchos datos en medicina que son difícilmente cuantificables. Tal es el caso, por ejemplo, de los síntomas como el dolor o la fatiga. Incluso en un método tan técnico como la ecocardiografía hay muchas observaciones que en la práctica deben ser cuantificadas subjetivamente, como son el prolapso valvular ("caída" o desplazamiento excesivo de una válvula al cerrarse) o la aquinesia ventricular (falta de movimiento de un ventrículo).

Mundo real no determinista.

A diferencia de las máquinas mecánicas o eléctricas, cuyo funcionamiento se rige por leyes deterministas, los profesionales de la medicina comprueban a diario que cada ser humano es un mundo, en que las leyes generales no siempre resultan aplicables. Muchas veces las mismas causas producen efectos diferentes en distintas personas, sin que haya ninguna explicación aparente. Por ello, el diagnóstico médico debe estar siempre abierto a admitir la aleatoriedad y las excepciones.

Modelo incompleto.

Hay muchos fenómenos médicos cuya causa aún se desconoce. Por otro, es frecuente la falta de acuerdo entre los expertos de un mismo campo. Finalmente, aunque toda esta información estuviera disponible, sería imposible, por motivos prácticos, incluirla en un sistema experto.

Modelo inexacto.

Todo modelo que trate de cuantificar la incertidumbre, por cualquiera de los métodos que existen, necesita incluir un elevado número de parámetros; por ejemplo, en el caso de las redes bayesianas, necesitamos especificar todas las probabilidades a prioridad y condicionales. Sin embargo, una gran parte de esta información no suele estar disponible, por lo que debe ser estimada de forma subjetiva. Es deseable, por tanto, que el método de razonamiento empleado pueda tener en cuenta las inexactitudes del modelo.

Un método de razonamiento con incertidumbre debe de proporcionar funciones para:

- Calcular la incertidumbre en una hipótesis h asociada a la evidencia actual (propagar incertidumbre) (f_{prop})
- Combinar evidencias separadas (AND, OR) (fand, for)
- Combinar diferentes líneas de razonamiento (f_{co}), esto es, obtener la misma hipótesis en más de una forma.

Efectos de la Incertidumbre

Se pierden varias propiedades de los sistemas que no tienen incertidumbre, principalmente aquellos basados en lógicas o reglas, lo cual hace el manejo de incertidumbre más complejo. Las principales dos características de lógica de primer orden que, en general, ya no aplican son:

- 1. Modular
- 2. Monotónica

Modular: Un sistema de reglas es modular, ya que para saber la verdad de una regla sólo tiene que considerarla a ésta, sin importar el resto del conocimiento.

Por ejemplo:

- Si A entonces B
- Si *A* es verdadero, *B* es verdadero independientemente de otras reglas o datos.

Pero si hay incertidumbre:

• Si A entonces posiblemente B, o si A entonces B con probabilidad = 0.7

Ya no puedo considerar la regla por si sola, debo tomar en cuenta otras reglas que involucren a *B*.

Puede haber otra regla:

• *Si C entonces B con probabilidad = 0.9*

¿Si A y C son verdaderos, cual es la probabilidad de B? ¿0.7? ¿0.9? ¿Combinación de ambas?

Monotónicas: Un sistema es monotónico si al agregar nueva información a su base de datos, entonces no se alteran las conclusiones que seguían de la base de datos original.

Por ejemplo:

- Si A entonces B
- Si *A* es verdadero, *B* es verdadero sin importar si más información se agrega a la memoria de trabajo.

Pero si tenemos:

• Si A entonces posiblemente B, o si A entonces B con probabilidad = 0.7

Ya no puedo considerar que la certeza en B no puede cambiar, debo tomar en cuanta otra regla que involucren a B. Puede haber otra regla, como en el ejemplo anterior:

• *Si C entonces B con probabilidad = 0.9*

Entonces en un tiempo t_1 , A es verdadera y C falsa, por lo que la probabilidad de B es 0.7, pero en un tiempo t_2 , C se hace verdadera y entonces cambiaría la probabilidad de B.

Ambos aspectos hacen más complejas las representaciones del conocimiento que toman en cuenta incertidumbre, lo que ha llevado al desarrollo de diversas técnicas para su manejo.

En resumen, el tratamiento de la incertidumbre es, junto con la representación del conocimiento y el aprendizaje, uno de los problemas fundamentales de la Inteligencia Artificial.

Ejemplos de dominios con incertidumbre

- Diagnóstico medico
- Predicción financiera
- Exploración minera / petrolera
- Interpretación de imágenes (visión)
- Reconocimiento de voz
- Monitoreo / control de procesos industriales complejos

Factores de Incertidumbre

- Escala por ejemplo, $-1 \le C \ge +1$.
- Hechos A (C_A), B (C_B),.....
- Reglas A \rightarrow B (C_R)

Extensión heurística del modus ponens:

A (C_A)

A
$$\longrightarrow$$
 B (C_R)

Si C_A > 0 entonces B (C_B), con C_B = C_{A x} C_R

Sentencias compuestas:

$$C (A_1 \land A_2) = min (C_{A1}, C_{A2})$$

 $C (A_1 \lor A_2) = max (C_{A1}, C_{A2})$
 $C (\neg A) = - C_A$

Combinación de reglas:

(R1 da la conclusión H (C1) y R2 da H (C2))

$$C = C1 + C2 - C1.C2 \text{ si } C1.C2 > 0$$

$$C = (C1 + C2) / [1 - min(|C1|, |C2|)] si C1.C2 < 0$$

Problemas con este enfoque:

Malos resultados para dominios complejos, con cadenas causales largas. Resultados catastróficos si se mezclan reglas causales con reglas de diagnostico.

Teoría de Dempster-Shafer

Teoría para representar y combinar "grados de creencia".

Esta teoría se desarrolló básicamente como una alternativa (extensión) a teoría de probabilidad ya que los autores consideraban que ciertas situaciones no eran representadas adecuadamente con dicha teoría. En especial dos aspectos:

- Representación de "ignorancia"
- Representación de creencia NO asignada

En los años 60 Dempster dió los fundamentos de una nueva teoría de incertidumbre. En los años 70 G. Shafer la extendió. En los años 80 se vio su utilidad a los S.E. pero con modificaciones.

Motivación: la probabilidad no distingue entre incertidumbre e ignorancia debido a información incompleta.

En la teoría de Demptser-Shafer, se pueden asociar medidas de incertidumbre a un conjunto de hipótesis.

Evidencia (síntomas): {dolor de pecho, se extiende a brazos y cuello, no desaparece al descansar} Hipótesis (posibles enfermedades): {ataque cardiaco, pericarditis, embolia pulmonar, problema de la aorta}

Si tenemos evidencia de problemas de corazón, se asocia al conjunto: {ataque cardiaco, pericarditis}

Idea: empezar con un conjunto inicial de hipótesis. Para cada evidencia se asocia cierta incertidumbre con algunos subconjuntos hasta que se asocia incertidumbre a todos los subconjuntos.

El conjunto inicial de hipótesis se llama marco de discernimiento (*frame of discernment*) y se asumen las hipótesis disjuntas.

Diferencias con la Probabilidad

La teoría de DS difiere en dos aspectos básicos de la teoría clásica de probabilidad:

- Los grados de creencia se asignan a subconjuntos en lugar de los elementos individuales del dominio de referencia.
- El axioma de aditividad no se forza, sino se substituye por una desigualdad.

Estas diferencias tienen dos importantes implicaciones:

- 1.- La creencia en una proposición y su complemento NO necesariamente suman "1".
- 2.- Se diferencia ignorancia de probabilidades iguales, dando la creencia no asignada al conjunto de todas las hipótesis.

Fundamentos Teóricos

La teoría de DS requiere de un conjunto de hipótesis exclusivas y exhaustivas:

- Θ marco de discernimiento
- 2Θ conjunto de todos los subconjuntos de Θ

En base a esto se definen dos medidas:

- Asignación básica de probabilidad (bpa)
- Función de creencia (Bel)

Regla de Dempster

• Para combinar distintas evidencias se calcula su suma ortogonal, aplicando lo que se conoce como la regla de Dempster, y obteniendo un nuevo grado de creencia (m) basado en la evidencia combinada:

$$[m_1 \otimes m_2](A) = \sum_{Ai \cap Bj = A} m_1(A_i) m_2(B_j)$$

- Esta formula la podemos interpretar de la siguiente forma:
- 1. La evidencia E1 asigna la creencia ml al subconjunto Al.
- 2. La evidencia E2 asigna la creencia m2 al subconjunto B1.
- 3. Entonces el producto de ambas (ml * m2) nos da la creencia en su intersección –A.
- La creencia total en A es simplemente la suma de las creencia asignadas de esta forma, es decir, la suma de la creencia de todas la intersecciones entre los conjunto Ai y Bj que den como resultado A.
- Surge un problema si alguna de las intersecciones del conjunto vacío, ya que no se puede asignar creencia a dicho conjunto (implicaría que la suma de bpa no sea l). Para resolver este caso hay que normalizar los bpa, es decir, inflar las creencias de los demás subconjuntos en forma proporcional a la creencia asignada al conjunto vacío.

• Entonces la regla de Dempster en su forma general es:

$$[m_1 \otimes m_2](A) = \sum_{Ai \cap Bj = A} \frac{m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - k}, A \neq \emptyset$$

$$donde:$$

$$K = \sum_{Ai \cap Bj = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)$$

• Los nuevos valores de Bel para cada hipótesis son calculados de la misma forma, sumando los bpa's.

Ejemplo 1

• Si hubiera dos evidencias (*expertos lanza monedas*) respecto a la moneda cargada:

$$m1(A) = 0.7, m1 (\Theta) = 0.3$$

 $m2(S) = 0.6, m2 (\Theta) = 04$

• Entonces:

m2 \ m1	$\{A\}\ 0.7$	$\{\Theta\}$ 0.3
{S} 0.6	$\{\emptyset\}\ 0.42$	{S} 0.18
$\{\Theta\}$ 0.4	{A} 0.28	$\{\Theta\}\ 0.12$

• Normalizando:

$$k = 0.42 \rightarrow 1-k = 0.58$$

• Entonces:

m1
$$\ddot{A}$$
 m2 ({S}) = 0.18 / 0.58 = 0.31 m1 \ddot{A} m2 ({A}) 0.28 / 0.58 = 0.483 m1 \ddot{A} m2 ({ Θ }) 0.12 / 0.58 = 0.207

Ejemplo 2

- Se tiene una moneda y dos situaciones distintas:
 - 1. La moneda es "normal" por lo que tiene la misma probabilidad de cada lado.
 - 2. Se sabe que la moneda esta cargada con una mayor probabilidad de uno de los lados, pero no se sabe cual ni cuanto.
- Con probabilidades ambas situaciones se representan igual P = 0.5, no hay forma de distinguir ignorancia de igual probabilidad.

Razonamiento aproximado

El tratamiento de la incertidumbre constituye uno de los campos fundamentales de la inteligencia artificial, pues afecta en mayor o menor medida a todos los demás. En particular, una de las propiedades esenciales de los sistemas expertos, y a la vez una de las más complejas, es el tratamiento de la incertidumbre.

El razonamiento incierto cuando se realiza mediante métodos numéricos, suele denominarse razonamiento aproximado.

Necesidad de Razonamiento aproximado

El modelo ideal del razonamiento (humano o mecánico) es el razonamiento exacto.

En el mundo real se suele razonar con información que es:

- Incierta
- Imprecisa

Dado un problema, el razonamiento a efectuarse depende del conocimiento con que contamos.

- Si es *parcial*, el razonamiento será por defecto.
- Si es *conflictivo*, el razonamiento será no monotónico.

Si el conocimiento es *incierto* o el lenguaje en que se representa es *impreciso*, estamos en presencia de un razonamiento aproximado.

Veamos entonces que un conocimiento puede ser impreciso sin ser incierto o ser incierto sin ser impreciso.

Analizaremos ambos casos.

• ¿Cuándo un conocimiento es incierto?

Un conocimiento es incierto cuando está expresado con predicados precisos, pero donde no puede establecerse el valor de verdad.

Ejemplos de lo anterior están constituidos por predicados del tipo:

Creo que...

Es posible que...

• ¿Cuándo un conocimiento es impreciso?

Un conocimiento es impreciso cuando cuenta solamente con predicados vagos, o sea que las variables no reciben un valor preciso, sino que solamente se especifica un subconjunto al que pertenecen.

Ejemplo de esto sería:

Carlos es alto.

Juan tiene entre 30 y 35 años.

El uso de este tipo de conocimiento nos adentra en la lógica difusa, dado que se recurre a la utilización de coeficientes. Este, es un factor que se agrega para representar la incertidumbre o la imprecisión que el experto asigna a este conocimiento.

Este factor recibe el nombre de coeficiente de refinamiento y por lo general se mide en una escala de 0 a 1 e implica una modificación al **principio de inferencia**.

Por lo tanto la regla tomaría la siguiente forma:

IF < premisa > THEN < conclusión > < coeficiente >

Este coeficiente de refinamiento constituye un modificador de la conclusión en la regla y, por lo tanto, es luego utilizado por el motor de inferencia para la gestión del razonamiento aproximado.

Los Métodos numéricos de tratamiento de la incertidumbre más importantes:

• Método probabilística clásico.

Factores de certeza (reglas SI...ENTONCES)
 Lógica Difusa (reglas SI...ENTONCES)
 Redes bayesianas (relaciones causa-efecto)

Ejemplos:

Método probabilista clásico

En el siglo XVIII, Bayes y Laplace propusieron la probabilidad como una medida de la creencia personal.

- Con el método probabilística clásico se construyeron los primeros sistemas de diagnóstico médico.
- Inconvenientes principales:

Gran cantidad de parámetros (probabilidades)

Gran complejidad computacional.

Poca verosimilitud de las hipótesis simplificadoras.

Programación basada en reglas (años 60-70)

Dendral utiliza con éxito la programación basada en reglas

• Los creadores de MYCIN buscaban un método de computación eficiente que pudiera adaptarse al razonamiento mediante encadenamiento de reglas. (requiere de grandes cantidades de datos o numerosas aproximaciones y suposiciones)

Ejemplo de regla de MYCIN:

- Si la clase de organismo es gran positivo & la morfología del organismo es coco & la forma de crecimiento es cadenas ENTONCES la identidad del organismo es estreptococo (CF=0.7)
- Desarrollan un método propio, consistente en asignar a cada regla un factor de certeza.
- Aunque el sistema obtiene excelentes resultados, éstos se deben más a la potencia del conjunto de reglas que al modelo de factores de certeza en sí, que hoy en día sabemos que tiene graves deficiencias.

Redes Bayesianas

A principio de los años 80, Judea Pearl retoma el modelo probabilística creando las redes bayesianas. Este acontecimiento cambia completamente el escenario

- Modelo probabilista inspirado en la causalidad.
- El modelo probabilística tiene asociado un modelo gráfico, cuyos nodos representan variables y cuyos arcos representan mecanismos causales.

- Extraordinario desarrollo experimentado por las redes bayesianas en las dos últimas décadas.
- Se han construido modelos de diagnóstico y algoritmos eficientes para problemas con miles de variables
- Las universidades más importantes y las empresas punteras de jinformática tienen grupos de investigación dedicados a este tema.

Ejemplos de empresas que utilizan redes bayesianas:

- Microsoft (Windows 95/98, Office 97/2000)
- Digital.
- Hewlett Packard, diagnóstico de problemas de impresión.
- IBM
- Intel
- Siemens
- Nokia

Bases de la Lógica Difusa

En paralelo, Lofti Zadeh sienta las bases de la lógica difusa.

- Motivación inicial: estudio de la vaguedad
- Relación vaguedad ↔ incertidumbre
- Paradoja del céntimo de euro
- Solución: definir conjuntos con grados de pertenencia
- Muchas áreas de las matemáticas y la lógica se han "difuminado" desde entonces.

Razonamiento Inexacto

Entre los métodos cualitativos para el tratamiento de la incertidumbre, destacan los basados en lógicas no monótonas, tales como los modelos de *razonamiento por defecto* (el más conocido es el de Reiter [52]), los sistemas de *suposiciones razonadas* (originalmente llamados *truth maintenance systems*, aunque sería más correcto denominarlos *reason maintenancesystems*) de Doyle [17] y la *teoría de justificaciones* (*theory of endorsements*) de Cohen y Grinberg [8, 9].

Estos métodos consisten en que, cuando no hay información suficiente, se hacen suposiciones, que posteriormente podrán ser corregidas al recibir nueva información.

El problema principal que presentan se debe a su naturaleza cualitativa, por lo que no pueden considerar los distintos grados de certeza o incertidumbre de las hipótesis. Suelen presentar además problemas de explosión combinatoria. En consecuencia, se estudian más por su importancia teórica (fundamentación de la inteligencia artificial) que por las aplicaciones prácticas a que puedan dar lugar.

El razonamiento inexacto esta basado en la lógica no clásica. A continuación se menciona lo que esta dentro de ella. **Lógicas no Clásicas:** Ciencia que estudia la validez de los razonamientos, y que nos sirve para "mecanizar" los procesos intelectivos del razonamiento.

- Lógica Difusa (lavadoras, aviones, satélites,....)
- Lógica No Monótona
- Lógica Modal, Temporal, Trivalente....

Incorporan matices a los valores de verdad de los razonamientos, el tiempo está presente, y estudian razonamientos con ambigüedad, e imprecisión...

Ejemplo:

• El álgebra de Boole.

En ella ocupan un lugar central los razonamientos de tipo inductivo, abductivo y deductivo, con incertidumbre o sin ella.