◆ Aprendizaje: Bibliografía y recursos

Bibliografía de referencia

• [Mir03] capítulo 10, [Rus95] capítulos 18 a 21, [Ric94] capítulos 17 y 18, [Nil00] capítulo 20, [Dud01] todo el libro, [Paj01] capítulos 13 a 15, [Esc03] capítulo 4, Pajares y Cruz (Aprendizaje Automático, 2011)

Software de apoyo:

Neural Network Toolbox de MATLAB: herramienta para la implementación de redes neuronales con una amplia capacidad funcional.

Prolog: lenguaje de programación de propósito general

◆ Aprendizaje : Etapas históricas

Etapas históricas:

- *Inicial* (1955-1965): El objetivo era crear mecanismos generales capaces de aprender sin apenas conocimiento inicial. Se tomó como modelo el cerebro humano para intentar simularlo en el ordenador (modelos conexionistas).
- **Epoca intermedia** (1962-1976): fue el resultado del declive que produjo el reconocimiento del valor limitado de los resultados de la primera etapa.

Se llega a la conclusión de que es necesario dotar a los sistemas de cierto conocimiento sobre el dominio.

• **Asentamiento** (1976-1988): se divulgan las principales técnicas y se asume la necesidad del conocimiento del dominio.

Aparecen las primeras aplicaciones reales.

• Actualmente (1988-...): supone el renacimiento con resultados efectivos de las técnicas de modelización neuronal de los primeros años. Aparecen las propuestas híbridas (aprendizaje multiestrategia), que combinan las ventajas de las técnicas de aprendizaje de naturaleza diferente.

♦ Aprendizaje : Concepto

¿Qué es el aprendizaje?

Todas las definiciones apuntan a entender el **aprendizaje** como una cierta mejora que se traduce en: incrementar el conocimiento adquirido, realizar tareas con mayor eficiencia o corrección o llevar a cabo nuevas tareas

<u>Aspectos relacionados con dichas mejoras</u>

- Adquisición de conocimiento: un agente interacciona con el medio siendo informado de algún hecho o situación.
- Capacidad de memorizar para almacenar nuevos elementos de conocimiento.
- La relación con el entorno mejora la capacidad de aprendizaje (supervisado)
- Adaptación a los cambios del entorno para asimilar los mismos
- La recuperación del conocimiento para su aplicación es importante
- La representación del conocimiento determina la inferencia aplicable
- Limitación sobre la elección de la mejor estrategia de aprendizaje a elegir

◆ Aprendizaje : Objetivos y tarea

Objetivos

- Mejorar la corrección (exactitud) de la solución
 - supone realizar una inferencia inductiva
 - el objetivo es la síntesis (definición) de una estructura nueva
- Reducir el tiempo de cálculo de la solución
 - supone realizar una inferencia deductiva
 - el objetivo es el análisis (explicación) de una observación

Tarea

Identificar correctamente un **elemento desconocido D** dada una **información parcial I** acerca de **D**

Aclaración

Se utiliza el término elemento desconocido en lugar de concepto desconocido debido a que el objetivo del aprendizaje no siempre es un concepto, puede ser: un árbol de decisión, un supuesto, los pesos de una red, etc.

♦ Aprendizaje : Naturaleza del Razonamiento

Naturaleza:

- Inductiva
- Deductiva

Esquema genérico inferencia

Permite distinguir el papel de los elementos implicados: $P \cup CB \Rightarrow C$

P: premisa, perteneciente al conjunto de axiomas, postulados y definiciones que definirían (si se conociera) una teoría del dominio de aplicación.

CB: conocimiento de base o información previa, engloba todo lo que es conocido (dependiente o independiente del dominio) para poder llevar a cabo la inferencia.

⇒: consecuencia lógica

C: consecuente (entendido en su sentido más amplio como una observación; son los datos de entrada, aquellos que van a ser objeto de análisis).

◆ Aprendizaje : Inferencia inductiva

Inferencia inductiva:

Consiste en establecer una hipótesis P que permita determinar el papel de la información dada C con respecto a la estructura lógica que refleja el conocimiento disponible CB.

El **aprendizaje inductivo** requiere además que la hipótesis generada permita predecir el carácter de la información semejante que aparecerá en el futuro.

$$I = C + CB$$

 $D = P$

Ejemplo

Dados una serie de números naturales: 2, 7, 11, ..., que son ejemplos del concepto buscado y algunos otros 4, 9, 15 ..., que no lo son (ambos forman el espacio de "entradas" C), y sabiendo todo lo necesario para poder operar con números, además de tener definiciones de lo que es el resto de una división, lo que es la igualdad de números, etc. (esto formaría CB), encontrar una definición de un concepto P que abarque todos los ejemplos y no incluya ninguno de los que no lo son (la secuencia dada sería consistente con la definición de número primo)

Tema 04 II : Aprendizaje ◆ Aprendizaje : Inferencia deductiva

Inferencia deductiva:

Consiste en particularizar la estructura que refleja el conocimiento disponible para poder justificar la información surgida. El **aprendizaje deductivo** requiere además que se extraigan consecuencias de dicho proceso, de forma que no haya que repetirlo para justificar información semejante que pudiera aparecer en el futuro.

$$I = P + CB$$

 $D = C$

Ejemplo

Dada una regla P de una teoría que describe las condiciones que deben tener una silla y una mesa para que sean "compatibles"; por ejemplo, que la diferencia de alturas entre ambas no sea excesiva, que estén a una distancia razonable (no debe existir ningún obstáculo entre ambas), conociendo otras reglas implicadas de la teoría del dominio; por ejemplo, que si la mesa es muy grande entonces la silla tenga ruedas para que sea cómodo coger los objetos situados en aquélla, y sabiendo igualmente otros datos relevantes no incluidos en dicha teoría; por ejemplo cuál es la estatura media de una persona (todo esto pertenecería a CB). El objetivo sería encontrar una definición "más operativa" de compatibilidad de manera que pudiera identificarse directamente dicho concepto mediante las características que definen los objetos silla y mesa; por ejemplo, altura de las patas de la mesa, altura del asiento de la silla, etc.

◆ Aprendizaje : Tipos

<u>Clasificación propuesta por Ryszard Michalski e Yves Krodatoff en 1990</u>

1 aprendizaje de naturaleza inductiva:

1.1. conocimiento independiente del dominio basado en ejemplos/observaciones

1.2. conocimiento dependiente del dominio

inducción constructiva

abducción

2 aprendizaje de naturaleza deductiva (aprendizaje basado en la explicación)

3 aprendizaje de naturaleza mixta

causa-efecto

analógico

razonamiento basado en casos

multiestrategia

♦ Aprendizaje : Definiciones

Definiciones previas

- estrategia de aprendizaje: especificaciones del algoritmo que permite alcanzar el objetivo del aprendizaje.
- aprendiz: sistema o parte de éste, que lleva a cabo la estrategia de aprendizaje.
- ejemplos de entrenamiento: son los ejemplos utilizados para aprender
- instancias positivas y negativas: ejemplos de entrenamiento que son o no casos concretos del objetivo de la tarea de aprendizaje (positivos, E+; negativos, E-).
- clasificación de instancias: etiquetado de los ejemplos como positivos o negativos según un concepto establecido.
- **atributos**: características relevantes de los ejemplos. Se distinguen estructurados y no estructurados. Entre los primeros están las relaciones (mayor (x, y)), los segundos son pares (atributo, valor), p.e. (color, blanco).
- conjunto de hipótesis: conjunto formado por todas las hipótesis posibles (H)
- ejemplos de prueba: para examinar la corrección de los ejemplos aprendidos.

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Objetivo

Objetivo

Establecer los rasgos comunes de una serie de ejemplos de un concepto desconocido (denominado concepto objetivo o meta) de tal forma que la descripción obtenida no abarque al resto de los ejemplos que no sean casos concretos de dicho concepto (ejemplos negativos).

Cuando existe un ejemplo negativo dentro de la descripción de un concepto se denomina **ruido**.

Ejemplos e instancias

Los ejemplos pueden ser suministrados:

- por una fuente externa (profesor, clasificador): aprendizaje supervisado
- por el propio aprendiz de conceptos: aprendizaje no supervisado

Las instancias pueden ser consideradas:

- de una en una: aprendizaje incremental
- todas a la vez: aprendizaje no incremental

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Tarea

Tarea

Encontrar una hipótesis h que:

- describa todos (o la "mayoría") de los ejemplos positivos
- excluya todos (o la "mayoría") de los ejemplos negativos
- tenga expectativas de clasificar futuros ejemplos

Dados:

- conjunto de ejemplos positivos y negativos de un concepto/clase/categoría
- conocimiento de base reglas de inferencia dependientes o independientes del dominio bias (restricciones o criterios de preferencias en el espacio de hipótesis)

<u>Ruido</u>

El término "o la mayoría" indica la posibilidad de que aparezca ruido, debido a:

- Errores en la determinación de los valores del atributo (p.e. aquellos que sean subjetivos o complejos)
- Omisión de atributos: p.e. cuando uno de los sensores en un sistema de control ha dejado de funcionar)

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Descripción

Descripción

Presentación de los ejemplos mediante pares: $(x_i, f(x_i))$

 $f(x_i)$: valor de la clase a la que pertenece el ejemplo x_i asignado previamente por un clasificador.

La tarea es: encontrar la definición de la función f que debe reflejar un concepto acorde con dichos ejemplos.

Ejemplo

Dada una lista de instancias (previamente clasificadas) de pares ordenados de números: $\{[(3,4), E+], [(4,5), E-], [(9,5), E-], [(1,6), E+]\}$

Posible concepto: "par ordenado de números en el que el primero es menor que el segundo"

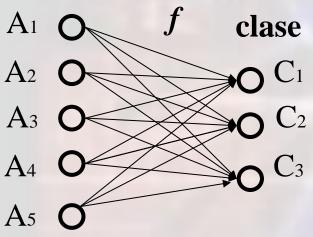
◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Descripción

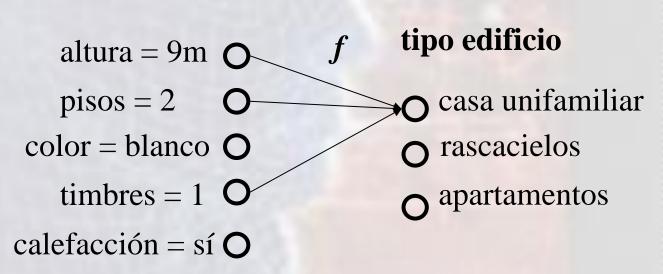
Descripción de los ejemplos mediante atributos

La función aprendida f debe ser una combinación de los atributos que sean relevantes para determinar el valor de la clase de un objeto concreto (descrito mediante el valor de todos sus atributos).

En la figura de la izquierda, todos los atributos pueden participar en la definición de la clase. En la de la derecha sólo: la altura, el nº de pisos y el nº de timbres

atributos





13

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Bias

Objetivo de la tarea de aprendizaje

Encontrar una estructura que clasifique bien y realice predicciones correctas.

Hipótesis múltiples

Dado {[(3,4), E+], [(4,5), E-], [(9,5), E-], [(1,6), E+]}, hipótesis consistentes:

- 1. Un par ordenado de números en que el primero es menor que el segundo
- 2. Un par ordenado de números en que el primero es impar y el segundo par
- 3. Un par ordenado de números en que el primero es impar o el segundo par
- 4. Un par ordenado de números en que el primero es impar
- 5. Un par ordenado de números en que el segundo es par
- 6. Un par ordenado de números cuya suma es 7
- 7. Un par ordenado de números cuya suma es menor que 9
- 8. Un par ordenado de números cuya suma puede codificarse con menos de 4 dígitos binarios
- 9. Un par ordenado de números en que el primero no es par

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Bias

<u>Bias</u>

El conjunto de todos los factores que permiten realizar y seleccionar las hipótesis más adecuadas es lo que se denominan bias (predisposiciones)

Restricciones sobre el espacio de hipótesis

<u>Ejemplo de criterio</u>: $h \in H$ sólo puede tener una forma conjuntiva $p_1 \wedge p_2 \wedge \wedge p_n$ donde p_j puede ser un predicado de un conjunto P, por ejemplo: $P = \{ \text{ordenado } (x, y), \text{ menor } (x, y), \text{ impar } (x), \text{ par } (x) \}$

Las hipótesis 3, 6, 7, 8 y 9 quedarían invalidadas

Criterio de preferencia entre las distintas hipótesis

- •un valor para cada hipótesis: valor(h) = 1 / L(h) : L = número predicados de h
- •un ordenamiento en el espacio de hipótesis: mejor $(h_1,h_2) \Leftrightarrow \text{valor}(h_1) \geq \text{valor}(h_2)$

Son más valiosas las hipótesis cuanto menor número de predicados tengan. En el ejemplo, se seleccionaría la hipótesis 1

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Estrategias

Afirmación

El algoritmo de aprendizaje es esencialmente un proceso de búsqueda de un modelo de clasificación lo más sencillo y general posible

Concepto objetivo (lo que se pretende aprender)

El modelo más utilizado es una regla de clasificación del espacio de instancias

Una regla de clasificación suele adoptar la siguiente estructura genérica

Si $(a_1 = val_1) \wedge (a_2 = val_2) \wedge ... \wedge (a_n = val_n)$ entonces $(C = val_k)$ donde a_i son las características más relevantes de la clase C

val_k: característica elegida como valor de clase.

Si los objetos del dominio son estructurados (existen relaciones entre atributos o entre componentes de dichos atributos), las reglas se expresan en lógica de predicados:

$$P_1(x_1,x_2,...,x_n) \leftarrow P_2(x_1,x_2,...,x_n),...,P_n(x_1,x_2,...,x_n)$$

donde P_1 , P_2 ,..., P_n son los predicados que describen las propiedades y las relaciones de los objetos del dominio.

Por ejemplo, en el aprendizaje del concepto arco siendo (A, B y C bloques):

 $arco(A,B,C) \leftarrow izquierda(B,C), soporta(B,A), \neg toca(B,C)$

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

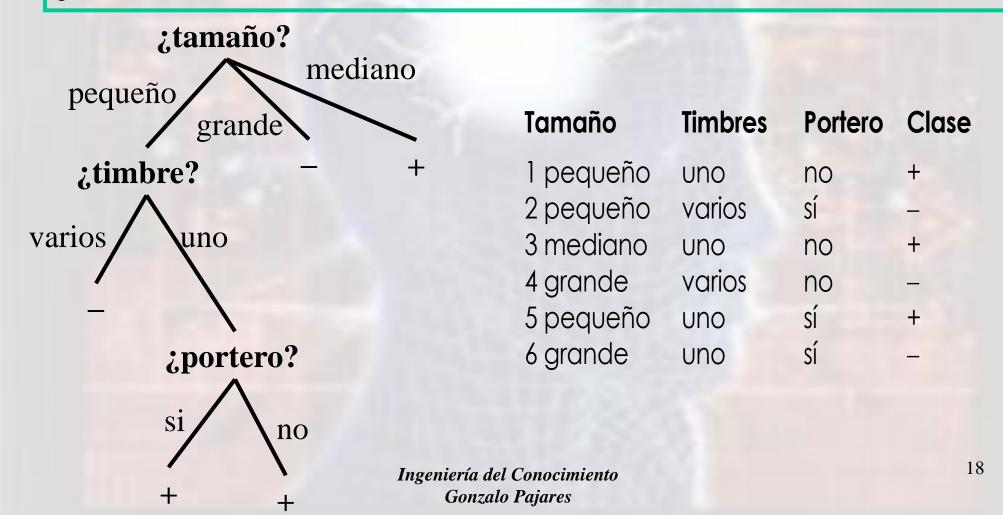
ID3: Árboles de decisión

- •Se construyen de forma inductiva siguiendo un proceso iterativo que comienza en la raíz del árbol y termina en sus hojas.
- Los nodos no extremos son atributos de los ejemplos presentados
- •Las ramas representan los valores de dichos atributos y las hojas son los valores de la clase.
- •Para determinar la clasificación de un objeto se pregunta sucesivamente en cada nodo del árbol, empezando por la raíz ¿cuál es el valor del atributo indicado por el nodo en el objeto?; se elige entonces la rama de dicho valor hasta alcanzar una hoja que indica uno de los valores de la clase.
- •El objetivo sería obtener un árbol de decisión mínimo basándose en una serie de ejemplos ya clasificados.
- •La clave del problema está en determinar ¿qué atributos? y ¿en qué orden? deben aparecer en el árbol.

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

Ejemplo:

¿cuándo un edificio dado es de la clase unifamiliar?



◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

ID3: Árboles de decisión (construcción)

•En cada paso se selecciona el atributo que mejor discrimina y se genera un nodo. Cada valor del nodo genera un subárbol.

Definiciones

p: % ejemplos + =
$$\frac{|E+|}{|E+|+|E-|}$$
; n: % ejemplos - = $\frac{|E-|}{|E+|+|E-|}$
 $|E+|$ Y $|E-|$ ejemplos positivos y negativos

Entropía: El contenido de información de un conjunto de datos es:

 $infor(p,n) = -p log_2(p) - n log_2(n)$

Mérito de un atributo:
$$a_m$$
: mérito $(a_m) = \sum_{i=1}^n r_i x infor (p_i, n_i)$

 $p_i = \%$ de ejemplos + en la rama i; $n_i = \%$ de ejemplos - en la rama i

 $r_i = \frac{a_i}{N}$ porcentaje de ejemplos en la rama i, con N número de ejemplos totales

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

Timbre

varios = 2	uno = 4
$p_1 = 0/2$	$p_2 = 3/4$
$n_1 = 2/2$	$n_2 = 1/4$

$$a_1 = 2$$
 $n = 6$ $a_2 = 4$

$$r_1 = 2/6$$
 $r_2 = 4/6$

$$r_2 = 4/6$$

Tamaño

pequeño = 3	grande = 2	mediano = 1
$p_1 = 2/3$	$p_2 = 0/2$	$p_3 = 1/1$
$n_1 = 1/3$	$n_2 = 2/2$	$n_3 = 0/1$
_	_	

$$a_1 = 3 \qquad a_2 = 2 \qquad a_3 = 1$$

$$N = 6$$

$$N = 0$$

$$r_1 = 3/6$$
 $r_2 = 2/6$ $r_2 = 1/6$

Portero

si = 3	no = 3
$p_1 = 1/3$	$p_2 = 2/3$
$n_1 = 2/3$	$n_2 = 1/3$

$$a_1 = 3$$
 $N = 6$ $a_2 = 3$

$$r_1 = 3/6$$
 $r_2 = 3/6$

Ejemplo para los atributos del árbol anterior

 $m\acute{e}rito(timbre) = 2/6 infor (0/2, 2/2) + 4/6 infor (3/4, 1/4) = 0.54$

 $m\acute{e}rito(tama\~no) = 2/6infor(0/2,2/2) + 3/6infor(2/3,1/3) + 1/6infor(1/1,0/1) = 0.46$

 $m\acute{e}rito(portero) = 3/6 infor (1/3, 2/3) + 3/6 infor (2/3, 1/3) = 0.92$

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

ID3: Algoritmo

Algoritmo ID3 (lista-ejemplos, lista-atributos)

- 1. Si lista-ejemplos está vacía, "regresar"; en caso contrario, seguir.
- 2. Si todos los ejemplos en lista-ejemplos son +, devolver "+"; de otro modo seguir
- 3. Si todos los ejemplos en lista-ejemplos son –, devolver "-"; de otro modo seguir
- 4. Si lista-atributos está vacía, devolver "error"; en caso contrario:
 - (1) llamar mejor al elemento a de lista-atributos que minimice mérito (a)
 - (2) iniciar un árbol cuya raíz sea mejor:

para cada valor vi de mejor

- * incluir en ejemplos-restantes los elementos de lista-ejemplos que tengan valor v_i del atributo mejor.
- * dejar en atributos-restantes todos los elementos de lista-atributos excepto mejor.
- * devolver el valor de:

ID3 (ejemplos-restantes, atributos-restantes) (llamada recursiva al algoritmo)

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3

ID3: conversión del árbol en reglas

Considerar como **antecedente** de una regla la conjunción de las decisiones asociadas a una rama del árbol, siendo su **consecuente** el valor de la clase indicado por el extremo de dicha rama

ID3: Ejemplo de conversión del árbol en reglas

```
(tamaño = mediano) ⇒ (clase = +)
(tamaño = grande) ⇒ (clase = -)
(tamaño = pequeño) ∧ (timbre = varios) ⇒ (clase = -)
(tamaño = pequeño) ∧ (timbre = uno) ∧ (portero = no) ⇒ (clase = +)
```

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3 Ejemplo 2

ID3: concesión de créditos: según los ejemplos de la tabla adjunta

cliente	Atributos			Conceder	
	moroso	Antigüedad	Ingresos	Trabajo	
		(años)	(Eur./mes)	fijo	
1	Si	>5	600-1200	Si	Si
2	No	<1	600-1200	Si	No
3	Si	1-5	>1200	Si	No
4	No	>5	>1200	No	Si
5	No	<1	>1200	Si	Si
6	Si	1-5	600-1200	Si	No
7	No	1-5	>1200	Si	Si
8	No	<1	<600	Si	No
9	No	>5	600-1200	No	No
10	no	1-5	<600	No	No

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3 Ejemplo 2

ID3: concesión de créditos: interpretación de la tabla y función de méritos

Moroso		
si = 3	no = 7	
$p_1 = 1/3$	$p_2 = 3/7$	
$n_1 = 2/3$	$n_2 = 4/7$	

T-2 CT4 CC CC

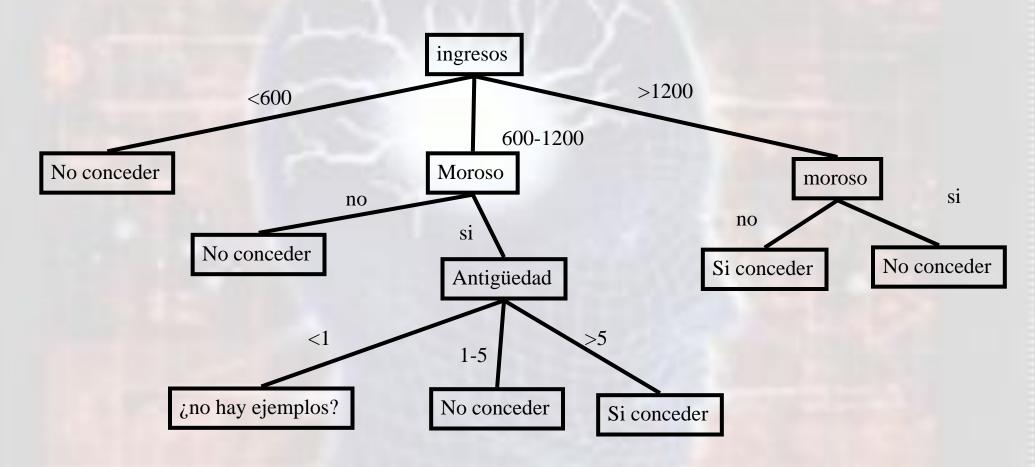
Antigüedad		
<1 = 3	1-5 = 4	>5 = 1
$p_1 = 1/3$	$p_2 = 1/4$	$p_3 = 2/3$
$n_1 = 2/3$	$n_2 = 3/4$	$n_3 = 1/3$

Ingresos		
<600 = 2	600-1200 = 4	>1200 = 4
$p_1 = 0/2$	$p_2 = 1/4$	$p_3 = 3/4$
$n_1 = 2/2$	$n_2 = 3/4$	$n_3 = 1/4$

_	Trabajo fijo		
	si = 7	no = 3	
	$p_1 = 3/7$	$p_2 = 1/3$	
	$n_1 = 4/7$	$n_2 = 2/3$	

Méritos (ordenados de menor a mayor, es decir de mayor a menor discriminación) mérito (ingresos) = (2/10)*infor(0/2,2/2) + (4/10)*infor(1/4,3/4) + (4/10)*infor(3/4,1/4) = 0.65 mérito (morosos) = (3/10)*infor(1/3,2/3) + (7/10)*infor(3/7,4/7) = 0.84 mérito (antigüedad) = (3/10)*infor(1/3,2/3) + (4/10)*infor(1/4,3/4) + (3/10)*infor(2/3,1/3) = 0.88 mérito (trabajo) = (7/10)*infor(3/7,4/7) + (3/7)*infor(1/3,2/3) = 1.08

◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : ID3 Ejemplo 2



◆ Aprendizaje (inducción basada en ejemplos) : Paradigmas

Paradigmas de inducción basada en ejemplos

- aprendizaje no supervisado: se suministran ejemplos sin clasificar previamente, en este caso se el problema se resuelve agrupando los objetos con respecto a la clase objetivo (clustering)
- 2.- aprendizaje de redes neuronales (conexionista)

♦ Aprendizaje inductivo: Conocimiento del dominio

Abducción

El conocimiento de base en $P \cup CB \Rightarrow C$ podría incluir reglas de inferencia del dominio de aplicación.

<u>Ejemplo</u>, si existe una regla del dominio tal como: " $\forall x [lluevesobre(x) \Rightarrow mojado(x)]$ " y se observa que algo está mojado, hipotetizar que ha llovido sería una forma de inducción basada en el conocimiento del dominio.

Razonamiento **abductivo**: en los procesos abductivos, dada una conclusión conocida se proponen "hipótesis que la expliquen", en caso de conflicto entre hipótesis se elige la que mejor explique el suceso

Esquema de Abducción

En ambos casos la esencia del razonamiento consiste en hipotetizar la causa.

◆ Aprendizaje deductivo

Generalidades

•En el aprendizaje inductivo con una gran cantidad de datos se crea (síntesis) un nuevo concepto.

También es posible aprender de conceptos conocidos (aprendizaje deductivo).

Ejemplo:

Conocimiento aprendido por un jugador experto de ajedrez.

Los elementos utilizados son conocidos: las reglas que definen dicho juego y el objetivo, ganar la partida. A pesar de ello al jugador se le considera experto precisamente por el conocido aprendido.

◆ Aprendizaje deductivo

Objetivos

- Reducción del tiempo (no se aprenden nuevos conceptos)
- Añadir el conocimiento aprendido en forma disyuntiva
- Utilizar el conocimiento aprendido en los casos en que se pueda

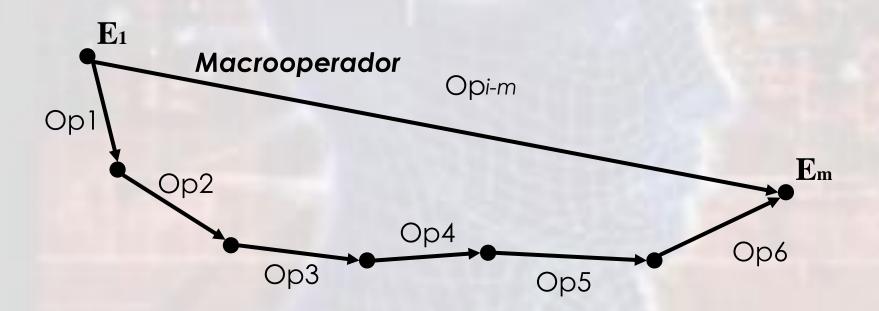
Tareas

- Resolver problemas mediante un proceso de búsqueda en un espacio de estados
- Aprendizaje de control

♦ Aprendizaje deductivo

Espacio de búsqueda

El aprendizaje consiste en crear un **macrooperador** una vez se ha encontrado la solución. Reúne en una acción el proceso de la secuencia



◆ Aprendizaje deductivo

Aprendizaje de control

Tres enfoques diferentes:

- funciones de evaluación como las explicadas en los procedimientos de búsqueda heurística.
- valores numéricos asociados a cada operador que indican cuán bueno ha sido el operador en el pasado
- reglas que describen condiciones de aplicabilidad de los operadores disponibles (creación de metarreglas)

◆ Aprendizaje deductivo : Tarea

Tarea

Encontrar:

una descripción "operacional" del Concepto Objetivo (C) o Meta

Dados:

- una definición inicial de C
- un ejemplo (E) de (C) o unos pocos
- conocimiento de base
 - conjunto de reglas que permiten "probar" que E es un ejemplo de C (forman la llamada teoría del dominio, TD) cualquier otra fuente de conocimiento relevante del dominio
- una especificación de las condiciones que deben cumplir los conceptos aprendidos (llamado criterio de operacionalidad, CO)

◆ Aprendizaje deductivo : Descripción

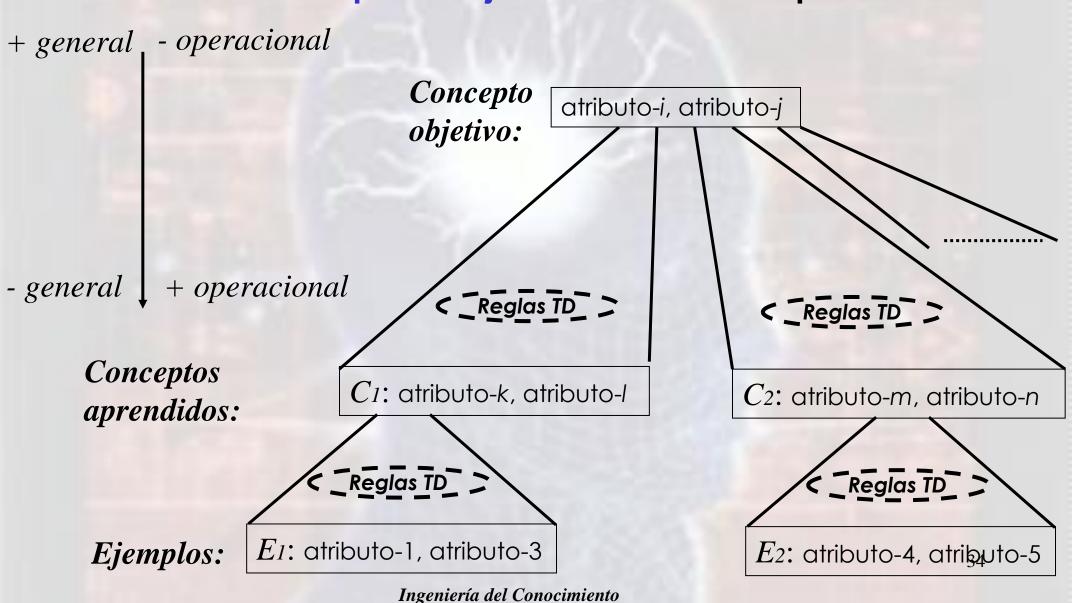
<u>Descripción de la tarea</u>

El elemento más significativo de la tarea es la existencia del conjunto de reglas que permiten probar que E es una instancia de C, estas reglas forman lo que se denomina teoría del dominio (TD).

La definición del concepto objetivo (C) se utiliza para probar que los ejemplos presentados son realmente instancias de dicho concepto, para ello se utilizan las reglas de TD.

De dichas pruebas se extraen nuevas descripciones que son más generales que los ejemplos, más específicas que C y además tienen que cumplir el criterio de operacionalidad (CO).

♦ Aprendizaje deductivo : Descripción



Gonzalo Pajares

◆ Aprendizaje deductivo : Descripción

<u>Ejemplo</u>

Definición funcional de copa: copa (x) \leftarrow líquido_en (x) \wedge estable (x) \wedge beber_en (x)

Objetivo obtener una **definición estructural** (más rápida de verificar) de dichos objetos a partir de las reglas anteriores y de los ejemplos que se presenten.

Definición estructural de copa: $copa(x) \leftarrow vidrio(x) \land pie_plano(x) \land pequeño(x) \land cóncavo(x)$

◆ Aprendizaje deductivo : Descripción

Teoría del dominio que define formalmente copa

Regla C (concepto objetivo):

copa (x): líquido_en (x), estable (x), beber_en (x)

Regla Li:

Líquido_en (u): maerial (u,v),
no_poroso (v),
no_poroso (porcelana),
no_poroso (vidrio),
no_poroso (aluminio)

Regla Be:

beber_en (y): levantable (y), cóncavo (y)

Regla Es:

estable (z): pie_plano (z)

Regla Le:

levantable (w): ligero (w), sujetable (x),

ligero (porcelana), ligero (vidrio),

ligero (aluminio)

Regla Su1:

sujetable (t): pequeño (t), con asas (t)

Regla Su2:

sujetable (s): pequeño (s),

cilíndrico (s)

Ingeniería del Conocimiento Gonzalo Pajares

♦ Aprendizaje deductivo : Estrategias

Aprendizaje basado en la explicación

- Se obtiene una explicación (prueba) de por qué el ejemplo presentado es un caso concreto del concepto objetivo.
- Se generaliza la explicación (o la solución del problema) obtenida en (1) de tal
 forma que la conclusión sea una descripción operacional del concepto objetivo
 aplicable a todos los ejemplos del dominio que tuvieran la misma estructura de
 explicación.

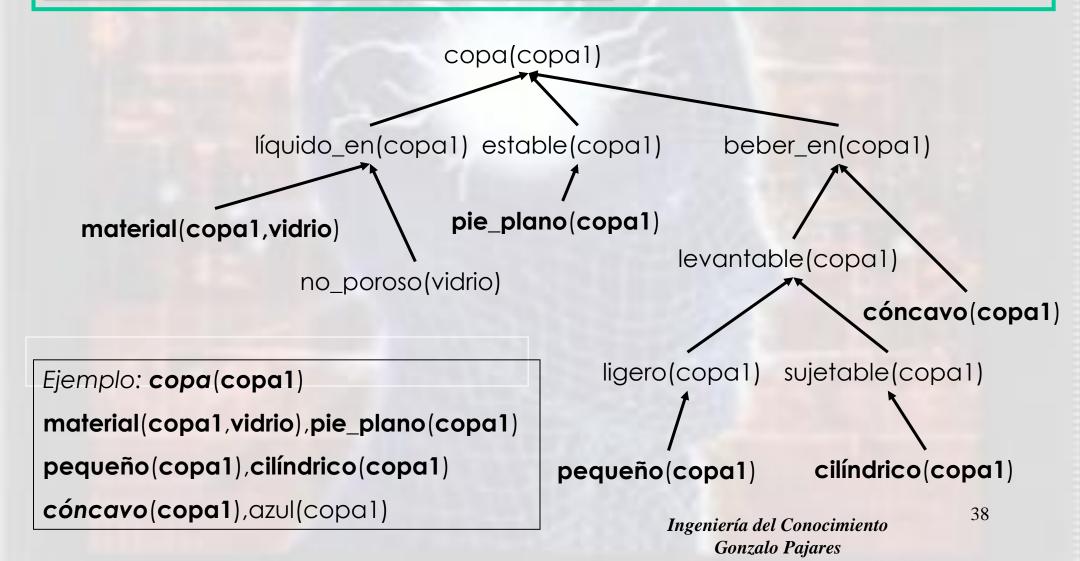
Estructura de la explicación

Sustitución de las reglas que forman la explicación del **ejemplo concreto** presentado (reglas en las que sus variables se han particularizado en función de la descripción del ejemplo), por las reglas correspondientes (más generales que contienen variables) tal y como aparecen en la TD

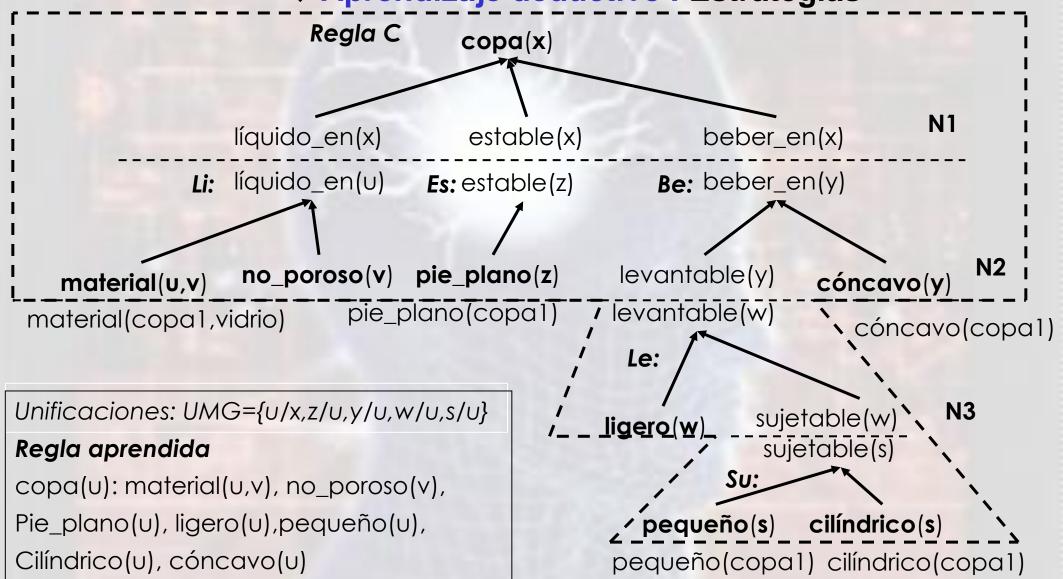
Conclusión: Se sustituyen las reglas instanciadas por su versión general

◆ Aprendizaje deductivo : Estrategias

Explicación de una instancia del concepto copa



◆ Aprendizaje deductivo : Estrategias



♦ Aprendizaje deductivo : Estrategias

Problema de la teoría completa

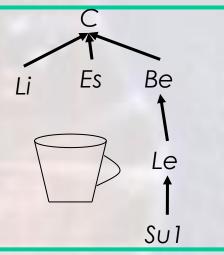
Las reglas que forman la teoría se suponen que son todas las necesarias (teoría completa), que no existen explicaciones alternativas para un mismo suceso (teoría consistente) y que el número y la complejidad no es excesivo (teoría tratable).

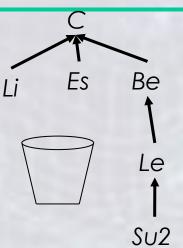
Generalización basada en la explicación de múltiples ejemplos

Por ejemplo sean dos ejemplos de copas: una con forma de vaso y otra de taza

Regla Su:

Sujetable(t): pequeño(t)





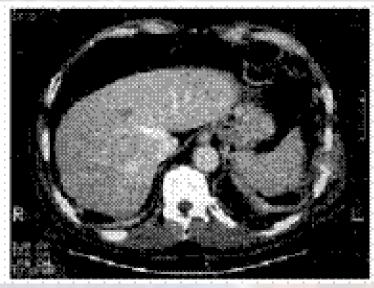
Li Es Be mEB(copa1,copa2) Le

Problema de la utilidad:

Evitar que el coste de aplicar una regla aprendida sea mayor que utilizar las primitvas

◆ Aprendizaje por analogía: Razonamiento Basado en Casos





Caso b1-1-2

sexo: hembra

edad: 50

diagnóstico previo: cáncer

hábito: fumador

modalidad examen: CT

tiempo de contraste: 10 minutos

ángulo CT: cero grados