

Actividades-y-Examenes-IA.pdf



lauritavr



Inteligencia Artificial



2º Grado en Ingeniería Informática



**Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Huelva**

NEW

WUOLAH Print

Lo que faltaba en Wuolah



Imprimir



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas



Imprimir



EJERCICIOS CLIPS

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

4 DE JUNIO DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

Ejercicio 1: Unión de Conjuntos

.BC union.clp

```
(deffacts datos-iniciales (conjunto-1 a b) (conjunto-2 b c))
(defrule calcula-union
=>
(assert (union)))
(defrule union-base
?union <- (union $?u)
?conjunto-1 <- (conjunto-1 $?e-1)
?conjunto-2 <- (conjunto-2)
=>
(retract ?conjunto-1 ?conjunto-2 ?union) (assert (union ?e-1 ?u))
(assert (escribe-solucion)))

(defrule escribe-solucion (escribe-solucion) (union $?u)
=>
(printout t "La union es " ?u crlf)

(defrule union-con-primero-compartido (union $?)
?conjunto-2 <- (conjunto-2 ?e $?r-2) (conjunto-1 $? ?e $?)
=>
(retract ?conjunto-2) (assert (conjunto-2 ?r-2)))

(defrule union-con-primero-no-compartido
?union <- (union $?u)
?conjunto-2 <- (conjunto-2 ?e $?r-2) (not (conjunto-1 $? ?e $?))
=>
(retract ?conjunto-2 ?union) (assert (conjunto-2 ?r-2)
(union ?u ?e))
```

NEW

WUOLAH Print

Lo que faltaba en Wuolah



Imprimir



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas



Ejercicio 2: Dada una lista de n números ordenarlos de menor a mayor

BC ordenacion.clp

```
(defrule inicial
  (vector $?x)
  =>
  (assert (vector-aux ?x)))
  (defrule ordena
    ?f <- (vector-aux $?b ?m1 ?m2&:(< ?m2 ?m1) $?e)
    =>
    (retract ?f)
    (assert (vector-aux $?b ?m2 ?m1 $?e)))
  (defrule final
    (not (vector-aux $?b ?m1 ?m2&:(< ?m2 ?m1) $?e)) (vector $?x)
    (vector-aux $?y)
    =>
    (printout t "La ordenacion de " ?x " es " ?y crlf))
```



BÚSQUEDA HEURÍSTICA

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

25 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

WUOLAH

Tenemos lo que nos faltaba: Imprime tus apuntes al mejor precio y recíbelos en casa

- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent**.
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

1 Búsqueda Heurística

Índice

Imprimir 

1. Introducción.	2
2. Teoría necesaria.....	3
2.1. Explicación del ejemplo utilizado.....	3
2.2. Cálculo de datos.....	4
2.3. Integración al grafo.....	7
4. Conclusión.....	7
5. Bibliografía.....	8

1. Introducción

En esta actividad vamos a realizar un ejemplo de búsqueda heurística aplicando uno de los algoritmos explicados en clase. En mi caso voy a utilizar el algoritmo A* (A estrella) para explicar el funcionamiento de un juego como puede ser Habbo, Los Sims, Minecraft...

El concepto va a ser: cómo llegan los personajes del juego de un punto a otro (si nos fijamos, siempre llegan por el camino más corto).

El algoritmo A* se basa en un tipo de búsqueda de primero el mejor con la particularidad de que en este caso la función de evaluación tiene la siguiente forma:

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

La función de evaluación tiene dos componentes básicos: la función de coste acumulado, $g(n)$, y la función heurística, $h(n)$. La primera es equivalente a la empleada en los métodos de búsqueda no informada, y en ella se devuelve el coste acumulado del camino de coste mínimo existente, hasta el momento actual de la ejecución, entre el nodo inicial y el nodo n.

La segunda es la misma función empleada en el caso anterior de búsqueda de primero el mejor, esto es, la estimación del coste del mejor camino existente entre el nodo n y el nodo meta.



2. Teoría

2. 1. Explicación del ejemplo utilizado

Como introduce antes, mi ejemplo va a consistir en: cómo ir de un lugar a otro en un videojuego (utilizaré como ejemplo el juego de Los Sims). Si nos fijamos en la siguiente imagen, el suelo del juego está formado por cuadrículas. El personaje del juego, al cliquear a un lugar de destino, se moverá hacia ese lugar siempre por el camino más corto.



Todo esto está programado para que el personaje siempre decida utilizar la ruta más corta. Porque siempre podría ir por otro camino más largo. Para ello vamos a utilizar como base para la explicación el siguiente dibujo, el cual posteriormente lo convertiremos a grafo.

Supongamos que cada cuadrito chico es uno de los de la cuadrícula del juego, y los que están rellenos significarán que hay algún objeto, por lo que no podremos pasar por ese lugar.

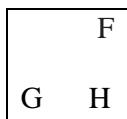


2. 2. Cálculo de datos

El punto de partida será A, y queremos llegar hacia B por el camino más corto.

Tenemos una mesa y un sofá en medio, por lo que no podemos pasar por ahí, debemos estudiar los casos restantes.

Nuestra función va a ser igual a G+H. Es decir: $F=G+H$, y en el dibujo lo colocaré de la siguiente manera:



Vamos a tomar como “medidas” las siguientes: un movimiento vertical u horizontal costará 10, y uno diagonal costará 14. También tendremos una lista abierta y otra cerrada para ir clasificando los caminos que vayamos analizando.

Empezamos en F → Podemos optar por los caminos A, B ó I. En la lista abierta tendríamos A,B,I y en la lista cerrada F. Estudiamos cada caso y quedaría de la siguiente forma:

Ej A: $60=50+10 // 50$ viene de calcular el coste total desde A hasta H //10 movimiento vertical

A 10	60 50	B 14	54 40	C	D	E
F			G	H		
I 10	80 70			J	K	
L	M	N	Ñ	O		

Observamos que la que tiene la F más chica es la opción B, por lo que optaríamos por utilizar B. Por lo que pondríamos a B en la lista cerrada.

- Lista abierta: A,I
- Lista cerrada: F,B

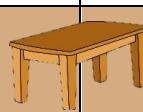


- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

5 Búsqueda Heurística

Continuamos en B → Podemos optar por los caminos A y C. Como A ya estaba en la lista abierta, debemos ver si mejora o empeora. En nuestro caso empeora, así que estudiamos el único caso posible que sería C. Nuestra lista abierta comenzaría con A, I, C y la lista cerrada con F, B.

Imprimir 

A 60 10 50	B 54 14 40	C 40 10 30	D	E
F		G	H	
I 80 10 70		J	K	
L	M	N	Ñ	O

Una vez estudiados los casos nos quedaría de la siguiente forma:

- Lista abierta: A,I
- Lista cerrada: F,B,C

Continuamos con C → Podemos optar por los caminos D y G. En la lista abierta se encontrarán A, I, D, G y en la lista cerrada F, B, C. Estudiamos esos dos nuevos caminos.

A 60 10 50	B 54 14 40	C 40 10 30	D 30 10 20	E
F		G 24 14 20	H	
I 80 10 70		J	K	
L	M	N	Ñ	O

Una vez estudiados los dos casos observamos que el camino G es el que tiene menor F, por lo que las listas quedarían:

- Lista abierta: A,I,D
- Lista cerrada: F,B,C,G

Continuamos con G → Vemos que los caminos posibles son E, H, J y K. La lista abierta comenzará: A, I, D, E, H, J, K, Y la lista cerrada F, B, C, G.

A 60 10 50	B 54 14 40	C 40 10 30	D 30 10 20	E 24 14 10
F		G 24 14 20	H	
I 80 10 70		J 30 10 20	K 24 14 10	
L	M	N	Ñ	O

Si nos damos cuenta, no nos hace falta estudiar los casos de todos los caminos, ya que entre todos ellos está nuestro destino, que es el final. Por lo que el camino será nuestra letra destino. Finalmente, nuestras listas quedarían:

- Lista abierta: A,I,D,E,J,K
- Lista cerrada: F,B,C,G,H

Finalmente nos quedaría de la siguiente forma:

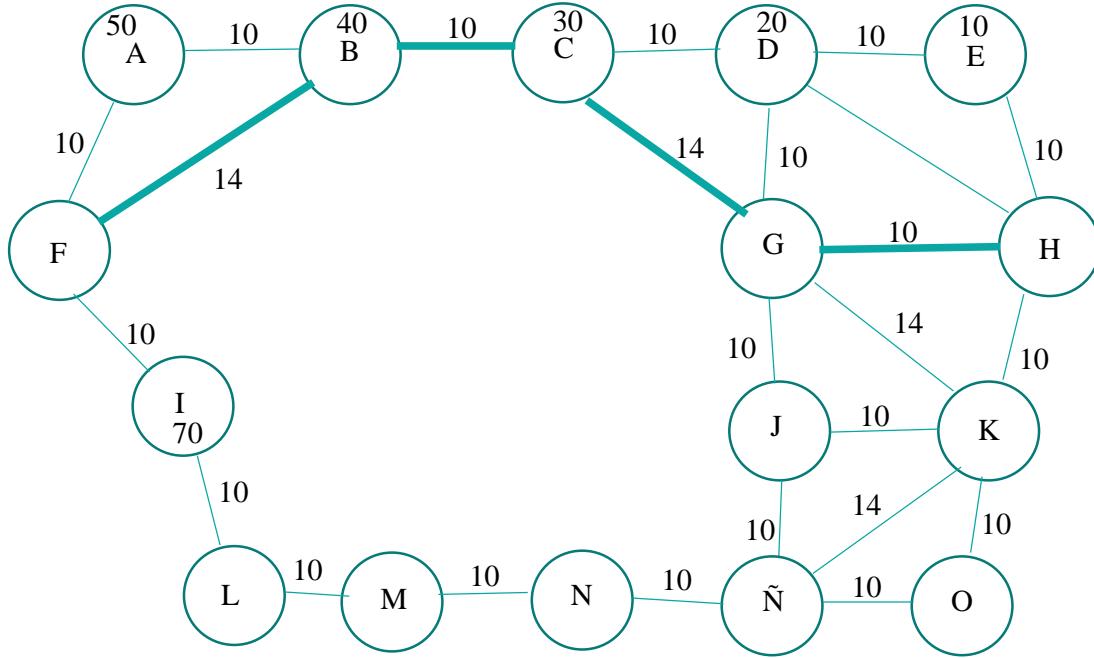
A 60 10 50	B 54 14 40	C 40 10 30	D 30 10 20	E 24 14 10
F		G 24 14 20	H	
I 80 10 70		J 30 10 20	K 24 14 10	
L	M	N	Ñ	O

Por lo que concluimos que la ruta más corta estudiada sería
F-B-C-G-H



2. 3. Creación del grafo

Todo esto expresado en grafo quedaría de la siguiente manera:



3. Conclusión

Una vez realizado esta actividad y habiendo afianzado bien la idea del Algoritmo A*, llego a la conclusión de que es muy útil para todos los ámbitos de la vida cotidiana, desde un simple videojuego, hasta los diferentes caminos para viajar de un sitio u otro o para desplazarte por tu propia ciudad. Nunca me habría imaginado que todo lo he nombrado anteriormente pudiera calcularlo un simple algoritmo.

No he tenido tiempo para intentar programarlo en un lenguaje de programación, pero seguramente en un futuro lo intente y pueda usarlo en casos prácticos.



4. *Bibliografía*

https://www.youtube.com/watch?time_continue=2197&v=X-5JMScsZ14

https://www.youtube.com/watch?time_continue=839&v=eSOJ3ARN5FM

<http://oa.upm.es/51640/>



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas



EXAMEN 2018

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

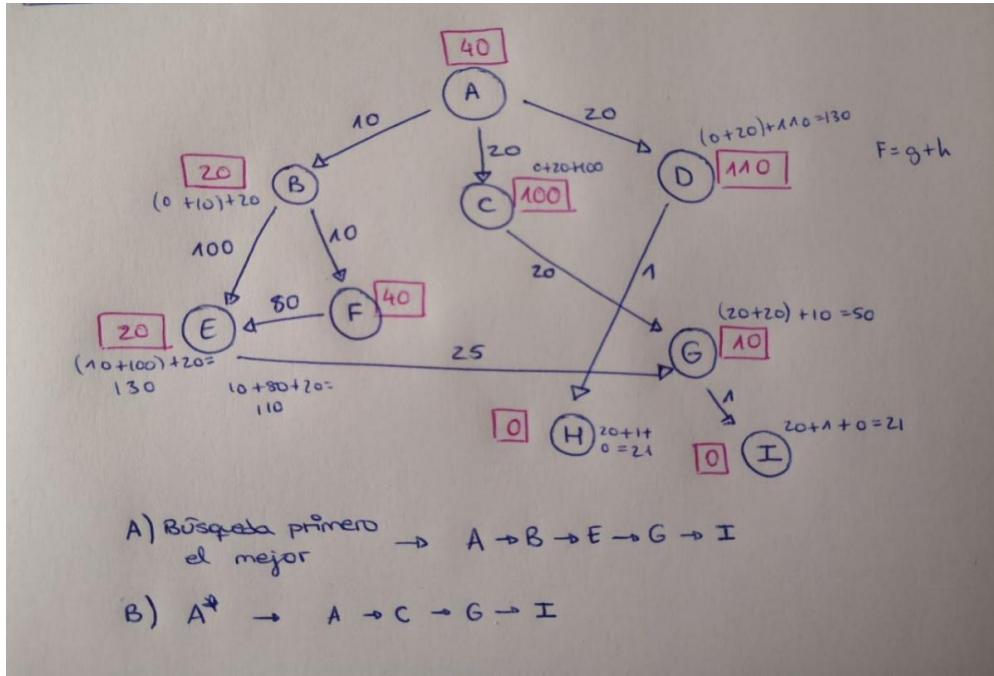
REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

18 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

Ejercicio 1

```
**$  
TRUE  
CLIPS> (reset)  
<== f-0      (initial-fact)  
==> f-0      (initial-fact)  
==> f-1      (datos 1 2)  
==> Activation 0    regla: f-1      f-0      (initial-fact)  
==> Activation 0    regla: f-1      f-1      (datos 1 2)  
CLIPS> (run)  
FIRE 1 regla: f-1      f-2      (datos 2)  
==> f-2      (datos 2)  
==> Activation 0    regla: f-2      f-3      (datos)  
FIRE 2 regla: f-2      f-4      (datos 1)  
==> f-3      (datos)  
FIRE 3 regla: f-1  
==> f-4      (datos 1)  
==> Activation 0    regla: f-4  
FIRE 4 regla: f-4
```

Ejercicio 2



Ejercicio 3

Ejemplo	Antenas	Colas	Núcleos	Cuerpo	Clase
1	1	0	2	Rayado	Normal
2	1	0	1	Blanco	Cancerígena
3	1	2	0	Rayado	Normal
4	0	2	1	Rayado	Normal
5	1	1	1	Rayado	Cancerígena
6	2	2	1	Rayado	Cancerígena

ANTENAS

Entropía del atributo:

$$I(A) = \sum (m_{ij} / n) \cdot I_{ij} = 1/6 \cdot I_{10} + 4/6 \cdot I_{11} + 1/6 \cdot I_{12} = 0.6$$

Entropía del valor 0:

$$I_{10} = -(1/1) \cdot \log_2(1/1) - (0/1) \cdot \log_2(0/1) = 0$$

Entropía del valor 1:

$$I_{11} = -(2/4) \cdot \log_2(2/4) - (2/4) \cdot \log_2(2/4) = 1$$

Entropía del valor 2:

$$I_{12} = -(1/1) \cdot \log_2(2/1) - (0/1) \cdot \log_2(0/1) = 0$$

COLAS

Entropía del atributo:

$$I(A_2) = \sum (m_{ij} / n) \cdot I_{if} = 2/6 \cdot I_{20} + 1/6 \cdot I_{21} + 3/6 \cdot I_{22} = 0.79$$

Entropía del valor 0:

$$I_{20} = -1/2 \cdot \log_2(1/2) - 1/2 \cdot \log_2(1/2) = 1$$

Entropía del valor 1:

$$I_{21} = -(0/1) \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

Entropía del valor 2:

$$I_{22} = -(2/3) \cdot \log_2(2/3) - (1/3) \cdot \log_2(1/3) = 0.90183$$



NÚCLEOS

Entropía del atributo:

$$I(A_3) = \sum (m_{ij}/m) \cdot I_{ij} = 1/6 \cdot I_{30} + 4/6 \cdot I_{31} + 1/6 \cdot I_{32} = 0'54$$

Entropía del valor 0:

$$I_{30} = -0/1 \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

Entropía del valor 1:

$$I_{31} = -3/4 \cdot \log_2(3/4) - (1/4) \cdot \log_2(1/4) = 0'81$$

Entropía del valor 2:

$$I_{32} = -0/1 \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

CUERPO

Entropía del atributo:

$$I(A_4) = \sum (m_{ij}/m) \cdot I_{ij} = 1/6 \cdot I_{40} + 5/6 \cdot I_{41} = 0'81$$

Entropía del valor 0:

$$I_{40} = -(1/1) \cdot \log_2(1/1) - (0/1) \cdot \log_2(0/1) = 0$$

$$I_{41} = -(2/5) \cdot \log_2(2/5) - (3/5) \cdot \log_2(3/5) = 0'97$$

SE ESCOGE NUCLEOS < ENTROPIA
SE DIVIDEN PATRONES

- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent**.
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

4 EXAMEN 2018

Imprimir



ANTENAS

Entropía del atributo:

$$I(A_1) = \sum (m_{ij}/n) \cdot I_{ij} = -(1/4) \cdot I_{10} + 2/4 \cdot I_{11} + 1/4 \cdot I_{12} = 0$$

$$I_{10} = -(0/1) \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

$$I_{11} = -(0/2) \cdot \log_2(0/2) - (2/2) \cdot \log_2(2/2) = 0$$

$$I_{12} = -(0/1) \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

COLAS

Entropía del atributo:

$$I(A_2) = \sum (m_{ij}/n) \cdot I_{ij} = 1/4 \cdot I_{20} + 1/4 \cdot I_{21} + 2/4 \cdot I_{22} = 0'5$$

$$I_{22} = 1/2 \cdot \log_2(1/2) - 1/2 \cdot \log_2(1/2) = 1$$

CUELPO

Entropía del Atributo:

$$I(A_3) = \sum (m_{ij}/n) \cdot I_{ij} = 1/4 \cdot I_{30} + 3/4 \cdot I_{31} = 0'6887$$

$$I_{30} = -(0/1) \cdot \log_2(0/1) - (1/1) \cdot \log_2(1/1) = 0$$

$$I_{31} = -1/3 \cdot \log_2(1/3) - 2/3 \cdot \log_2(2/3) = 0'9183$$

SE ESCOGE ANTENAS
SE DIVIDEN LOS PATRONES

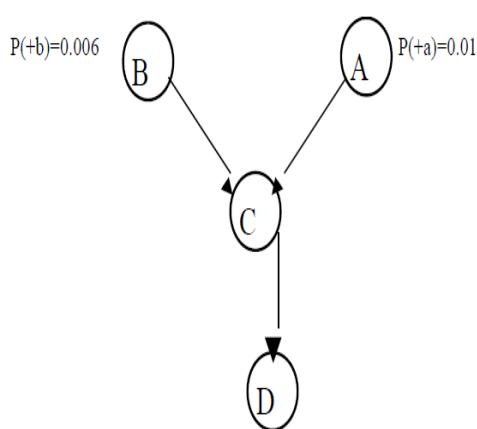
ANTENAS = 0

¿NUCLEOS?

```

graph TD
    0 -->|/| NORMAL
    1 -->|/| ANTENAS
    2 -->|/| NORMAL
    0 -->|/| NORMAL
    1 -->|/| CANCER
    2 -->|/| CANCER
  
```

Ejercicio 4



$P(+c a, b)$	+a	-a
+b	0.99	0.9
-b	0.8	0.001

Y

$P(+d c)$	+c	-c
+d	0.99	0.9

EJERCICIO 4

a) $P(+a | +c, -b) = P(+a) \cdot \frac{P(+c | -b, +a) \cdot P(-b)}{P(+c, -b)} = \frac{0.01 \cdot 0.8 \cdot 0.994}{1.0029} = 0.007929$

$$P(+c, -b) = P(+a, +c, -b) + P(-a, +c, -b) = 0.007952 + 0.994999 =$$

$$= 1.0029 \approx 1$$

$$P(+a, +c, -b) = P(+a) \cdot P(+c | -b, +a) \cdot P(-b) =$$

$$= 0.01 \cdot 0.8 \cdot 0.994 = 0.007952$$

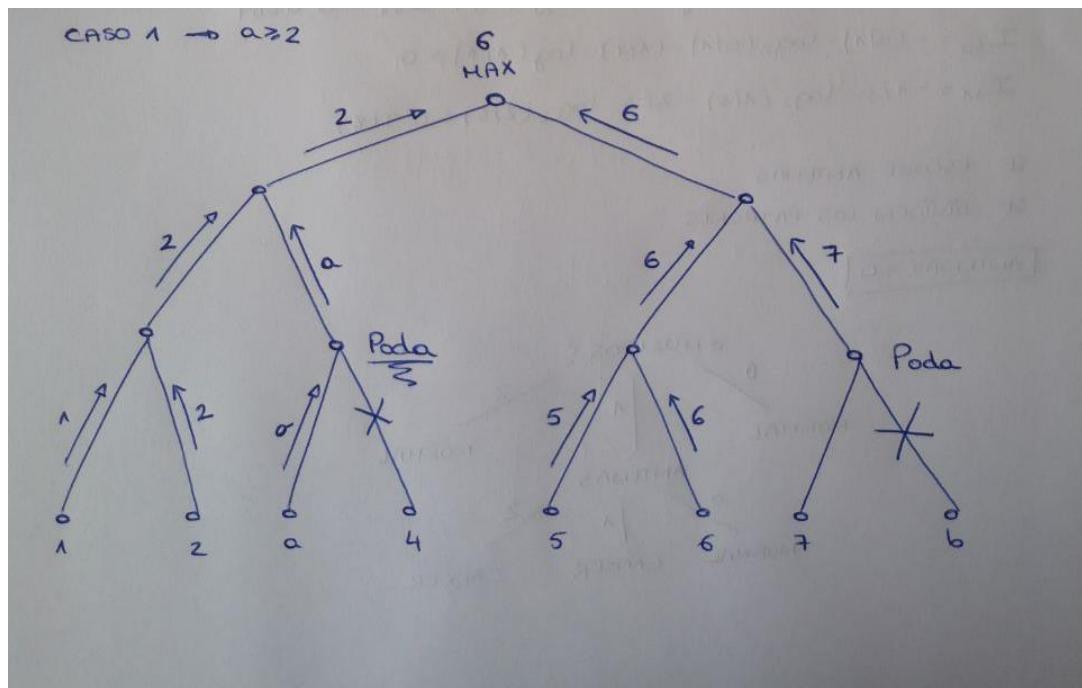
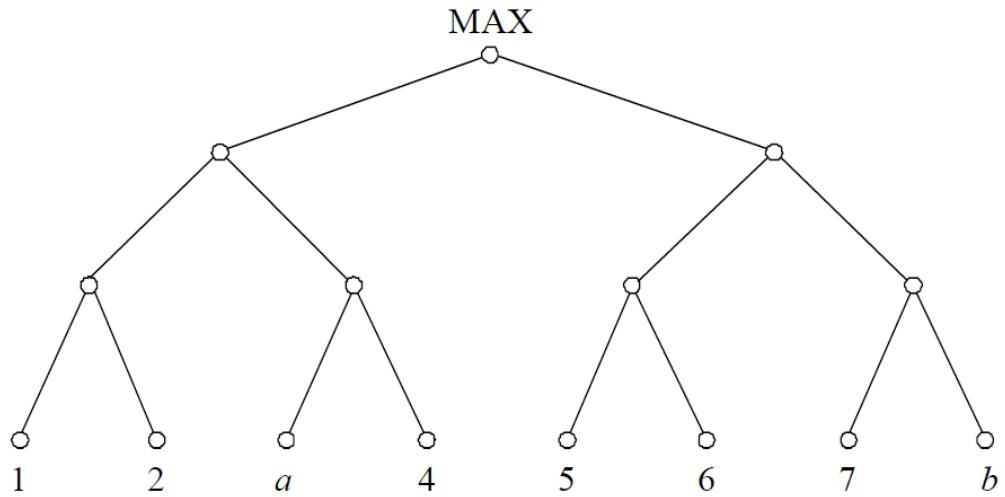
$$P(-a, +c, -b) = P(-a) \cdot P(+c | -b, -a) \cdot P(-b) =$$

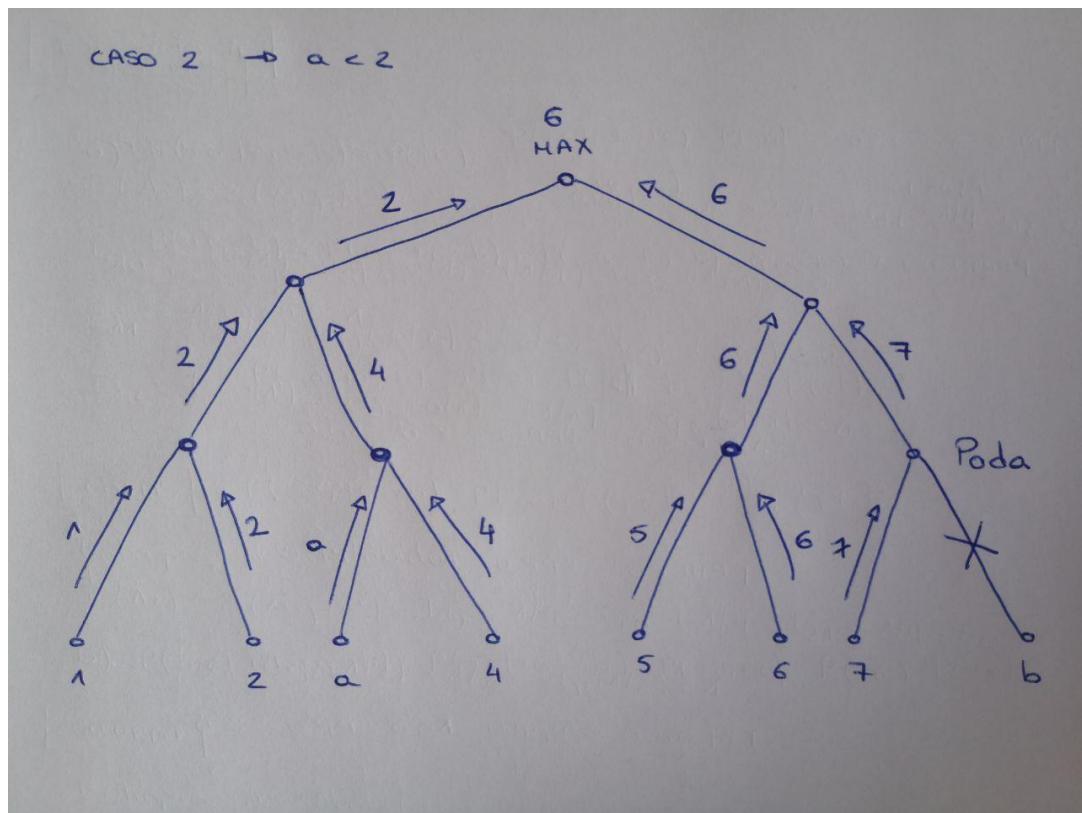
$$= 0.99 \cdot 0.001 \cdot 0.994 = 0.994999$$

b) $P(+c | +d, +a, -b) = P(+c | +a, -b) \cdot P(+d, +c) \cdot P(+a) \cdot P(-b) =$

$$= 0.8 \cdot 0.99 \cdot 0.01 \cdot 0.994 = 0.00787$$


Ejercicio 5





- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas



EXAMEN 2019

Inteligencia Artificial

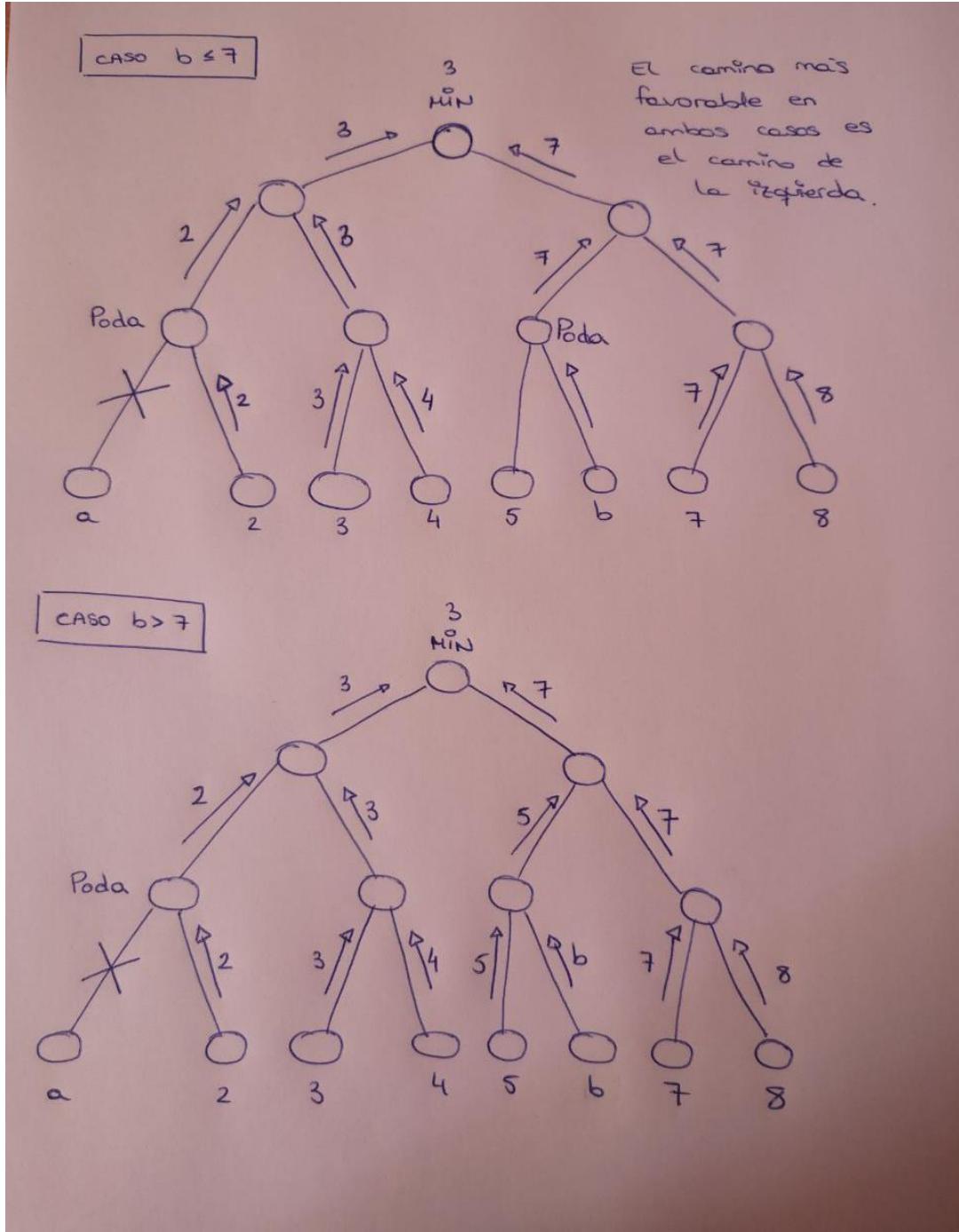


Universidad
de Huelva

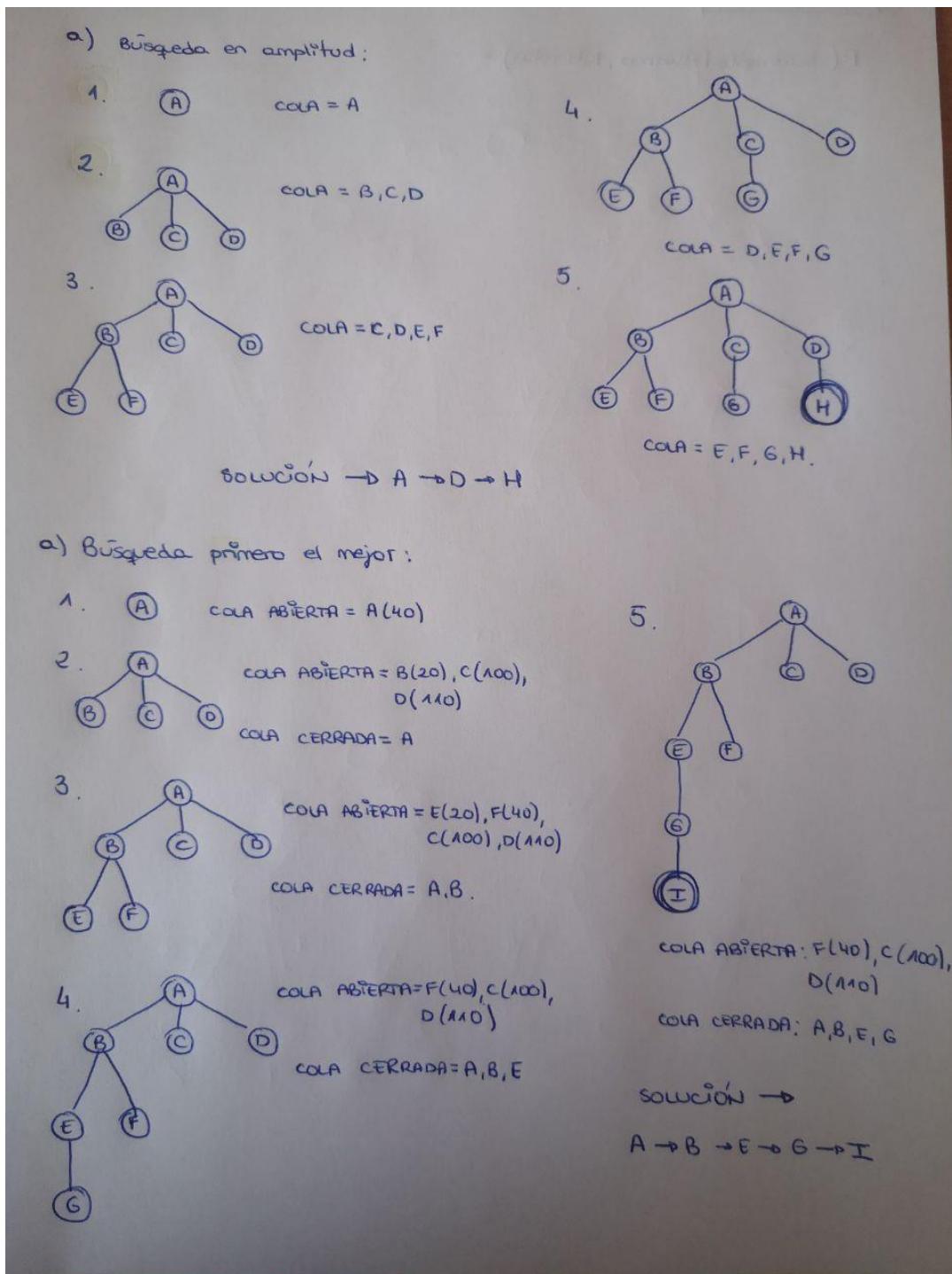
REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

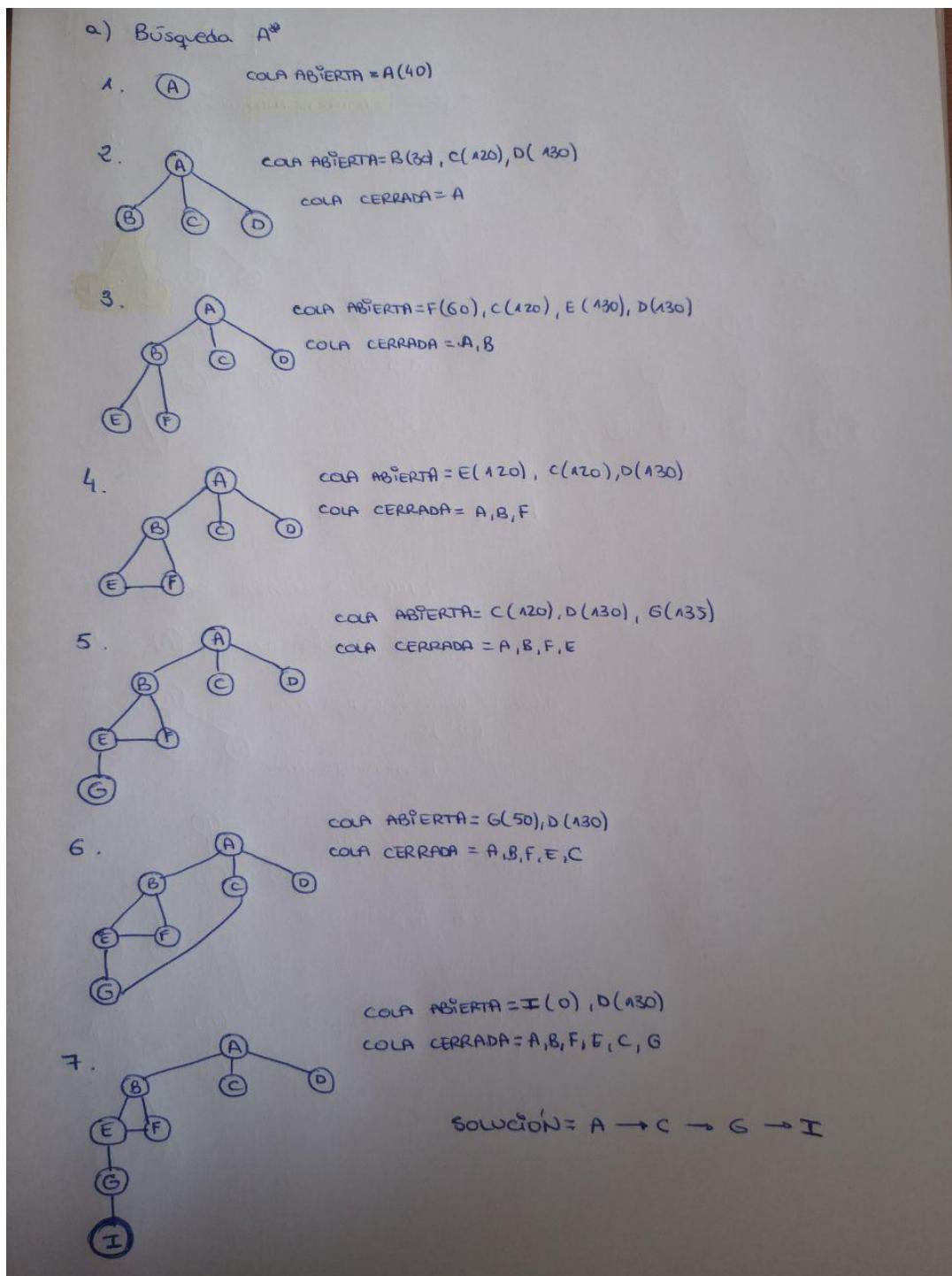
28 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

Ejercicio 1



Ejercicio 2

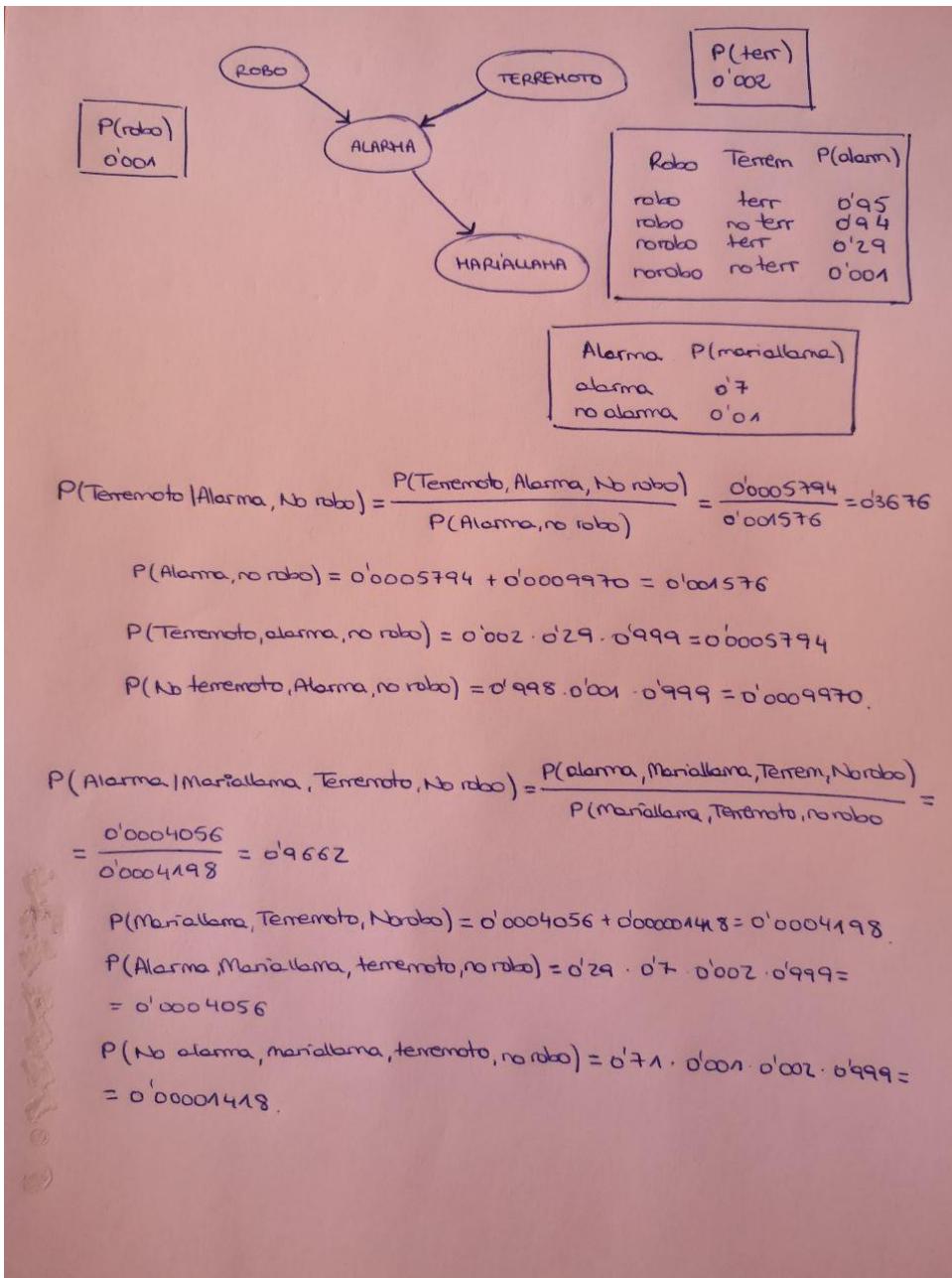




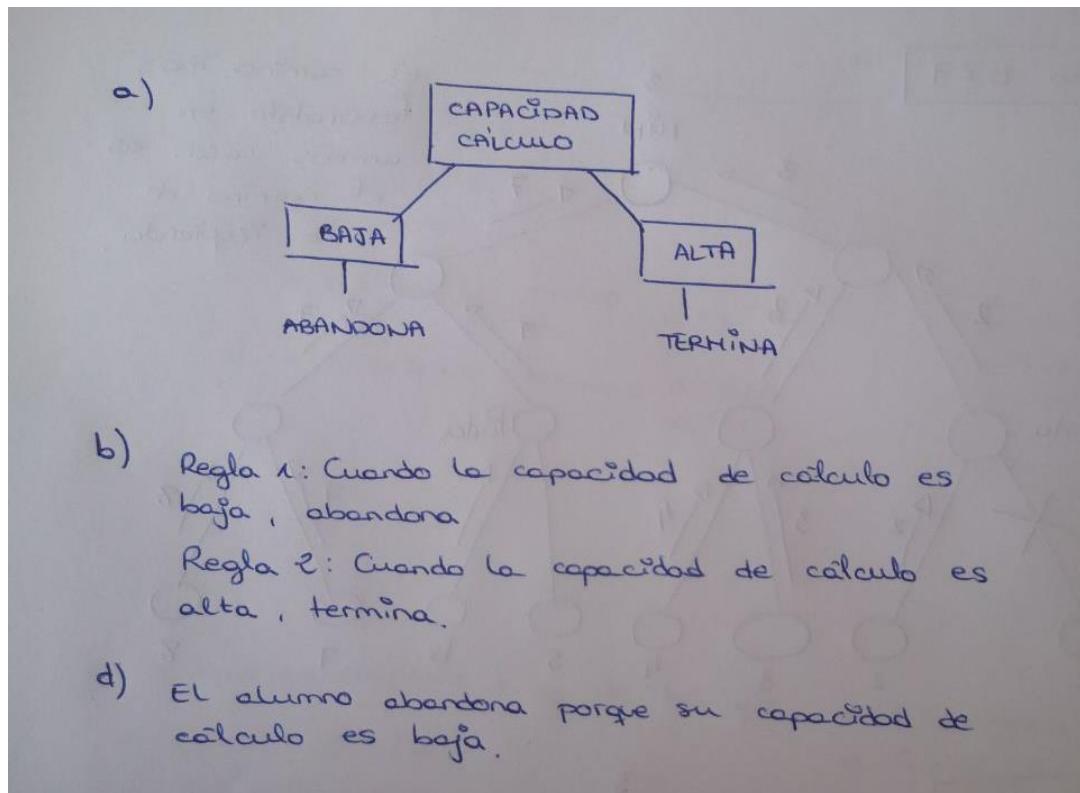
- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent**.
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

Ejercicio 3

Imprimir



Ejercicio 4



Ejercicio 5

```

f-0      (initial-fact)
f-11     (datos)
f-12     (resultado -1 0 2 3 5)
  
```

Ejercicio 6

a)

```

f-0      (initial-fact)
f-11     (respuesta SI)
  
```

b)

```

f-0      (initial-fact)
f-9      (respuesta NO)
  
```





ALGORITMO ID3

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

13 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

WUOLAH

Tenemos lo que nos faltaba: Imprime tus apuntes al mejor precio y recíbelos en casa

Índice

1. Introducción Algoritmo ID3.....	2
2. Explicación del ejemplo.....	3
2.1. Resolución.....	4
3. Conclusión.....	5
4. Bibliografía.....	5



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

2 ALGORITMO ID3

1. Introducción

El ID3 construye un árbol de decisión de arriba a abajo, de forma directa, y basándose únicamente en los ejemplos iniciales proporcionados. Para ello, usa el concepto de Ganancia de Información para seleccionar el atributo más útil en cada paso. En cierta forma, sigue un método voraz para decidir la pregunta que mayor ganancia da en cada paso, es decir, aquella que permite separar mejor los ejemplos respecto a la clasificación final.

Para poder aplicar el algoritmo hemos de tener en cuenta la ganancia de información, y para ello debemos de conocer el concepto de Entropía de Shannon, que de alguna forma mide el grado de incertidumbre de una muestra.

Vamos a ver con detalle cómo se define el problema de ID3.

- ❖ Las entradas son un conjunto de ejemplos descritos mediante una serie de pares atributo-valor. Podemos pensar en ellos como una tabla en la que cada fila representa un ejemplo completo, y cada columna tiene el valor almacenado de cada uno de sus posibles atributos. Uno de esos atributos, generalmente el último de la tabla, debe almacenar la clasificación (clase) que corresponde con el ejemplo, y que es el objetivo de predicción.
- ❖ La salida será un árbol de decisión que separe los ejemplos de acuerdo a las clases a las que pertenecen.

En definitiva, el algoritmo responde a un esquema clásico de clasificación en el que se imponen dos requisitos para las clases:

- ❖ Clases predefinidas: Se parte de un problema de aprendizaje supervisado en el que el atributo que hace las veces de clase está perfectamente identificado de antemano y se conoce para todos los ejemplos iniciales.
- ❖ Clases discretas: Se exige que haya un conjunto discreto y finito de clases que sirven para clasificar claramente todos los ejemplos presentados. Aunque hay variantes que permiten trabajar con clases con valores continuos, como veremos al final de esta entrada.



Además, se supone que el número de ejemplos presentados tiene que ser muy superior al de posibles clases, ya que el proceso de aprendizaje que vamos a ver se basa en un análisis estadístico que puede arrojar errores en caso contrario. Un problema real puede requerir cientos o miles de ejemplos de entrenamiento.

Entropía de Shannon

Supongamos que miramos cómo de homogéneos son los ejemplos de los que queremos aprender respecto a la clasificación:

- ❖ Una muestra completamente homogénea (es decir, en la que todos se clasifican igual) tiene incertidumbre mínima, es decir, no tenemos dudas de cuál es la clasificación de cualquiera de sus elementos (si elegimos al azar cualquier de ellos, sabremos qué resultado tendremos). En este caso, fijaremos la incertidumbre (entropía) a 0.
- ❖ Una muestra igualmente distribuida, es decir, que tiene el mismo número de ejemplos de cada posible clasificación, muestra una incertidumbre máxima, en el sentido de que es la peor situación para poder saber a priori cuál sería la clasificación de cualquiera de sus ejemplos elegido al azar. Así pues, en este caso fijaremos la incertidumbre (entropía) a 1.

Con estos requisitos, y algunas propiedades más que hemos de añadir para que se comporte bien, buscamos dar una definición matemática de la entropía que sirva para medir la incertidumbre de un sistema. Shannon llegó a la conclusión de que la mejor función matemática que mide este grado de incertidumbre es la siguiente:

$$E(S) = \sum_{C_i=1} -p_i \log_2(p_i)$$

donde S es el conjunto de muestras (el sistema analizado), C es el número de diferentes clasificaciones que usamos, y cada p_i es la proporción de ejemplos que hay de la clasificación i en la muestra.

En el caso particular de una clasificación binaria (que podríamos denotar como ejemplos positivos / negativos), la fórmula anterior queda como:

$$E(S) = -P \log_2(P) - N \log_2(N)$$



2. Explicación ejemplo

Vamos a explicar el problema a resolver:

Vamos a utilizar la siguiente tabla de datos, la cual nos va a servir para realizar el árbol de decisión con algoritmo ID3. En la tabla siguiente se muestran atributos como la temperatura, la humedad, el viento y la clase; los cuales los utilizaremos para decidir si un grupo de amigos pueden salir a jugar al fútbol o no pueden salir (Clases N o P).

General	Temperatura	Humedad	Viento	Clase
Soleado	Caliente	Alta	No	N
Soleado	Caliente	Alta	Si	N
Nublado	Caliente	Alta	No	P
Lluvioso	Templada	Alta	No	P
Lluvioso	Fría	Normal	No	P
Lluvioso	Fría	Normal	Si	N
Nublado	Fría	Normal	Si	P
Soleado	Templada	Alta	No	N
Soleado	Fría	Normal	No	P
Lluvioso	Templada	Normal	No	P
Soleado	Templada	Normal	Si	P
Nublado	Templada	Alta	Si	P
Nublado	Caliente	Normal	No	P
Lluvioso	Templada	Alta	Si	N



2.1. Resolución

Todo el conjunto:

P	N	TOT
9	5	14

$$H_{gral} = - \frac{9 \log_2 \frac{9}{14} + 5 \log_2 \frac{5}{14}}{14} = 0.94028$$

Entropía= 0,94028

Atributo general:

General	P	N	TOT
Soleado	2	3	5
Nublado	4	0	4
Lluvioso	3	2	5

$$H_{gral} = - \frac{2 \log_2 \frac{2}{5} + 3 \log_2 \frac{3}{5} + 3 \log_2 \frac{3}{5} + 2 \log_2 \frac{2}{5}}{14} = 0.69353$$

Ganancia= 0,94028 – 0,69353 = 0,24575

Atributo Temperatura:

Temperatura	P	N	TOT
Caliente	2	2	4
Templado	4	2	6
Frío	3	1	4

$$H_{Temperatura} = - \frac{2 \log_2 \frac{2}{4} + 2 \log_2 \frac{2}{4} + 4 \log_2 \frac{4}{6} + 2 \log_2 \frac{2}{6} + 3 \log_2 \frac{3}{4} + \log_2 \frac{1}{4}}{14}$$

$$= - \frac{4 \log_2 \frac{2}{4} + 4 \log_2 \frac{2}{3} + 2 \log_2 \frac{1}{3} + 3 \log_2 \frac{3}{4} + \log_2 \frac{1}{4}}{14} = 0.91106$$

Ganancia(Temp.)=0,94028 – 0,91106 = 0,029



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

6 ALGORITMO ID3

Atributo Humedad:

Humedad	P	N	TOT
Alta	3	4	7
Normal	6	1	7

$$H_{(Humedad)} = -\frac{3 \log_2 \frac{3}{7} + 4 \log_2 \frac{4}{7} + 6 \log_2 \frac{6}{7} + \log_2 \frac{1}{7}}{14} = 0.78845$$

Ganancia = $0.94028 - 0.78845 = 0.152$

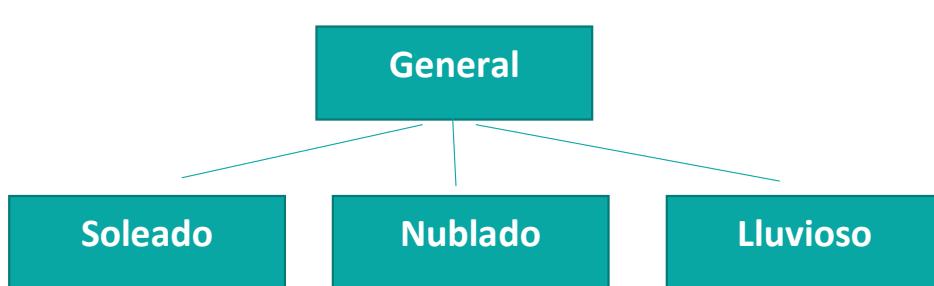
Imprimir 

Atributo viento:

Viento	P	N	TOT
Si	3	3	6
No	6	2	8

$$H_{gral} = -\frac{6 \log_2 \frac{3}{6} + 6 \log_2 \frac{6}{8} + 2 \log_2 \frac{1}{4}}{14} = 0.892$$

Ganancia = $0.94028 - 0.892 = 0.048$



General	Temperatura	Humedad	Viento	Clase
Soleado	Caliente	Alta	No	N
Soleado	Caliente	Alta	Si	N
Soleado	Caliente	Alta	No	N
Soleado	Caliente	Normal	No	P
Soleado	Caliente	Normal	Si	P

Soleado → N: 3 P:2 TOT:5

$$H_{Soleado} = -\frac{3 \log_2 \frac{3}{5} + 2 \log_2 \frac{2}{5}}{5} = 0.97095$$

Sacamos una tabla pequeña para cada atributo:

Temperatura	P	N	TOT
Caliente	0	2	2
Templado	1	1	2
Fría	0	1	1

$$H_{Temperatura} = -\frac{2 \log_2 \frac{1}{2}}{5} = 0.4$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0.4 = 0.57095$$

Humedad	P	N	TOT
Alta	0	3	3
Normal	2	0	2

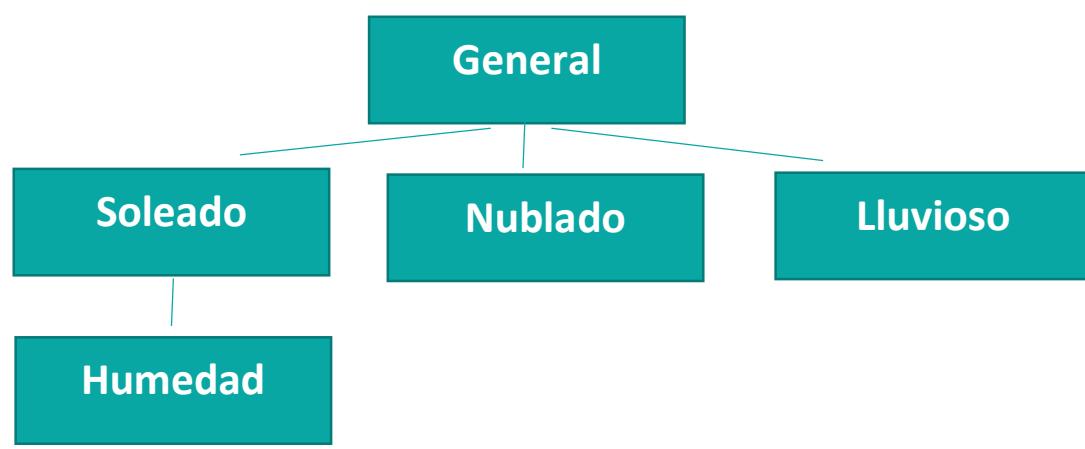
$$H_{Humedad} = 0$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0 = 0.97095$$

Viento	P	N	TOT
No	1	2	3
Si	1	1	2

$$H_{Viento} = -\frac{\log_2 \frac{1}{3} + 2 \log_2 \frac{2}{3} + 2 \log_2 \frac{1}{2}}{5} = 0.95097$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0.95097 = 0.01998$$



Temperatura	P	N	TOT
Caliente	✓	✗	2
Templado	1	1	2
Fría	✗	✓	1

$$H_{Temperatura} = - \frac{2 \log_2 \frac{1}{2}}{5} = 0.4$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0.4 = 0.57095$$

Humedad	P	N	TOT
Alta	✓	✗	3
Normal	✗	✓	2

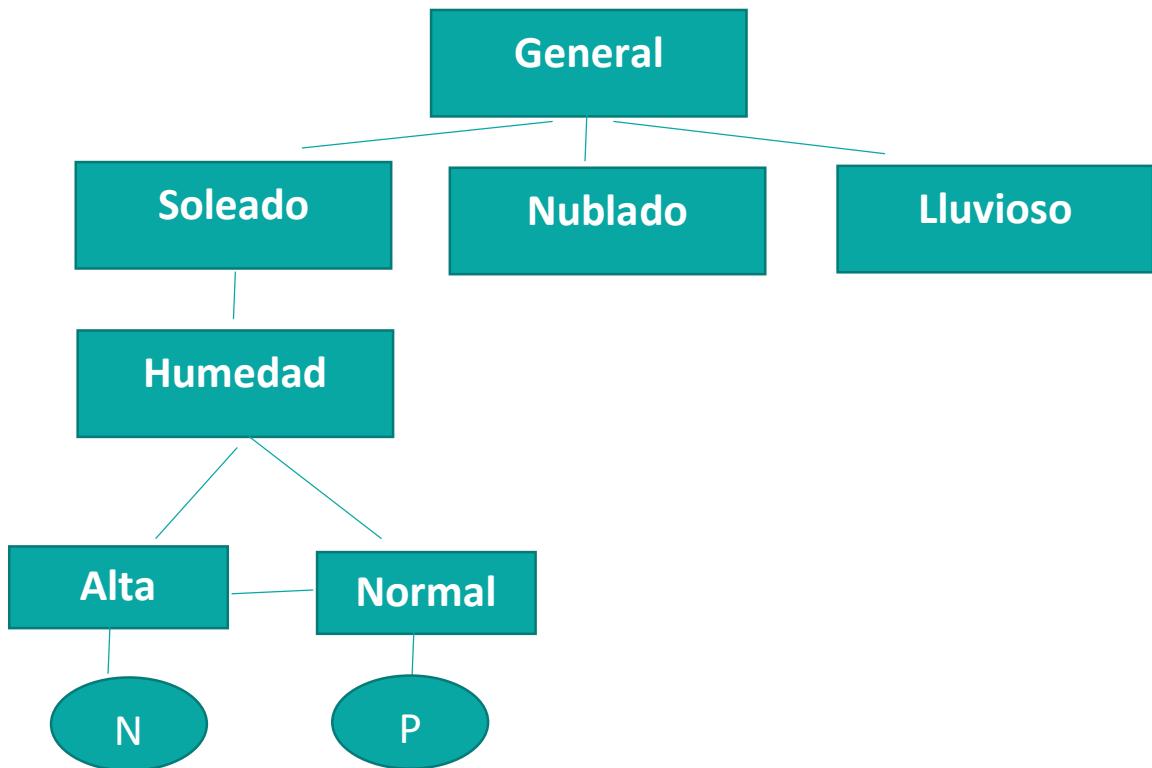
$$H_{Humedad} = 0$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0 = 0.97095$$

Viento	P	N	TOT
No	1	2	3
Si	1	1	2

$$H_{Viento} = - \frac{\log_2 \frac{1}{3} + 2 \log_2 \frac{2}{3} + 2 \log_2 \frac{1}{2}}{5} = 0.95097$$

$$Ganancia = 0.97095 - 0.95097 = 0.01998$$

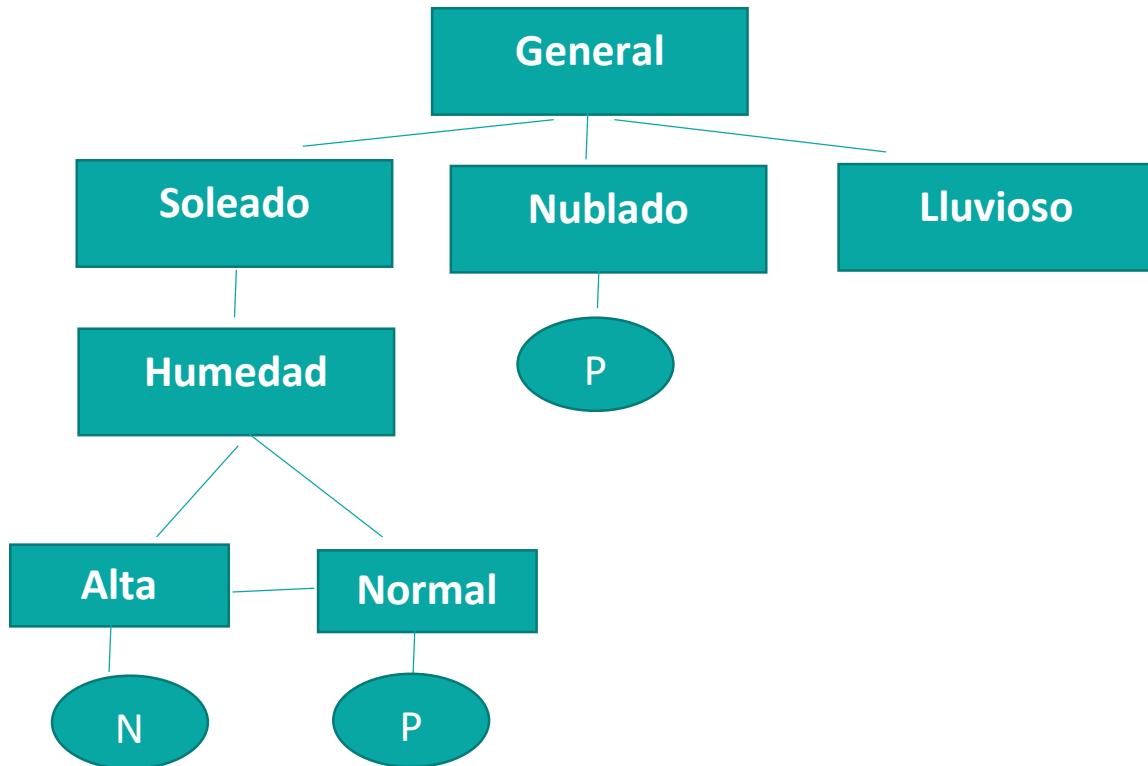


Atributo nublado:

General	Temperatura	Humedad	Viento	Clase
Nublado	Caliente	Alta	No	P
Nublado	Fría	Normal	Si	P
Nublado	Templado	Normal	Si	P
Nublado	Caliente	Normal	No	P

Nublado → P: 4 N: 0 TOT: 4

$$H_{Nublado} = 0$$



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

10 ALGORITMO ID3

Atributo Lluvioso:

General	Temperatura	Humedad	Viento	Clase
Lluvioso	Templado	Alta	No	P
Lluvioso	Fría	Normal	No	P
Lluvioso	Fría	Normal	Si	N
Lluvioso	Templado	Normal	No	P
Lluvioso	Templado	Alta	Si	N

Lluvioso → N: 2 P:3 TOT: 5

$$H_{Lluvio} = -\frac{3 \log_2 \frac{3}{5} + 2 \log_2 \frac{2}{5}}{5} = 0.97095$$

Sacamos una tabla pequeña para cada atributo:

Temperatura	P	N	TOT
Templado	2	1	3
Fría	1	1	2

$$H_{Temperatura} = -\frac{2 \log_2 \frac{2}{3} + \log_2 \frac{1}{3} + 2 \log_2 \frac{1}{2}}{5} = 0.95097$$

Humedad	P	N	TOT
Alta	1	1	2
Normal	2	1	3

$$H_{Humedad} = -\frac{2 \log_2 \frac{1}{2} + 2 \log_2 \frac{2}{3} + \log_2 \frac{1}{3}}{5} = 0.95097$$

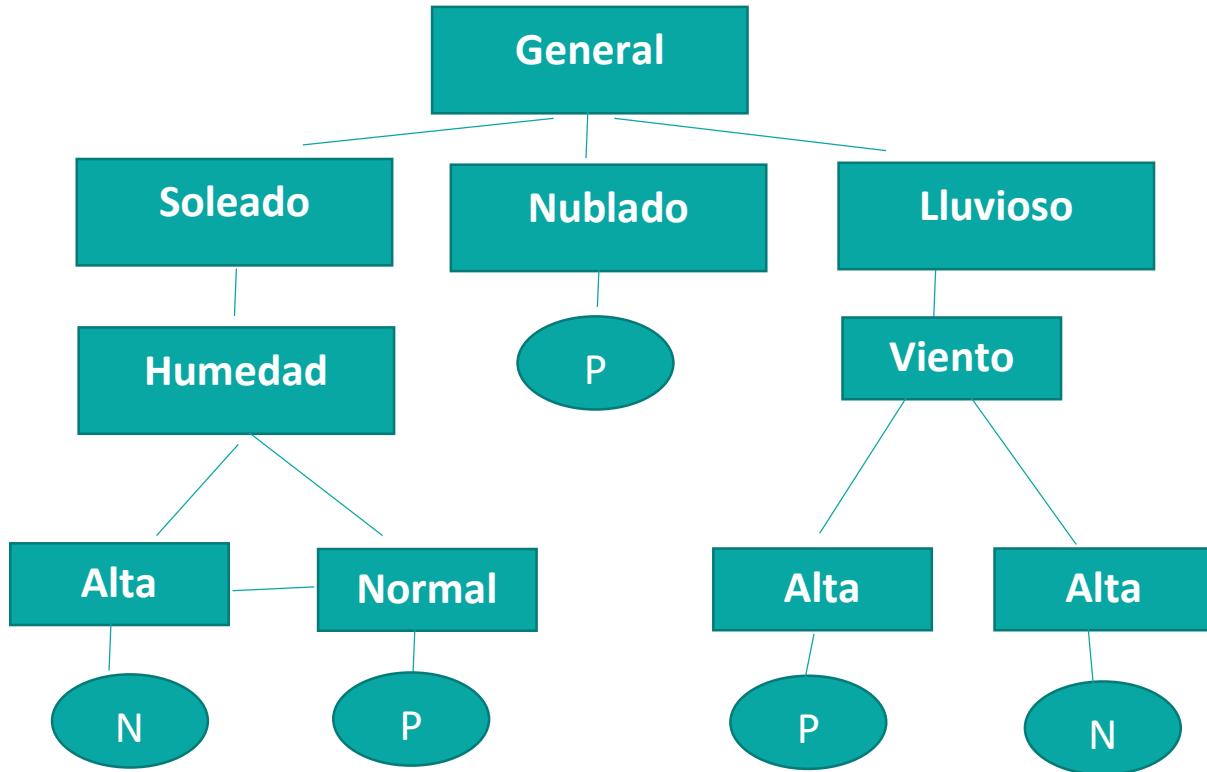
$$\begin{aligned} Ganancia &= 0.97095 - 0.9509 \\ &= 0.01998 \end{aligned}$$

Viento	P	N	TOT
No	3	0	3
Si	0	2	2

$$H_{Viento} = 0$$

$$Ganancia = 0.97095$$





3. Conclusión

Esta actividad me ha costado un poco más realizarla, pero una vez he entendido el concepto me ha resultado mecánico y sencillo. Es un método muy eficaz, al igual que el algoritmo min-max o las redes Bayesianas, estudiados anteriormente. Son muy útiles y me alegra de poder haberlo aprendido, espero poder aplicarlo posteriormente en mis estudios o vida cotidiana.



4. *Bibliografía*

<http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=104>

<https://www.cs.us.es/~jalonso/cursos/ra-00/temas/tema-12.pdf>

https://es.wikipedia.org/wiki/Algoritmo_ID3





ALGORITMO MIXMAX

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

30 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

WUOLAH

Tenemos lo que nos faltaba: Imprime tus apuntes al mejor precio y recíbelos en casa

- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

1 ALGORITMO MIXMAX

Índice

Imprimir 



1. Introducción Minimax/Poda Alfa-Beta.....	2
2. Explicación del ejemplo.....	3
3. Conclusión.....	7
4. Bibliografía.....	8

1. *Introducción*

En teoría de juegos, minimax es un método de decisión para minimizar la pérdida máxima esperada en juegos con adversario y con información perfecta.

Para ello, se define una función de evaluación para estos jugadores que tomará diversos valores según el movimiento que realicen en cada momento. El jugador principal siempre tenderá a escoger la jugada que le permita obtener un mayor valor de la función de evaluación (nivel max del árbol), mientras que el contrincante desea realizar jugadas que perjudiquen lo máximo posible al jugador principal, por lo que tenderá a efectuar aquellas jugadas que minimicen la función de evaluación (nivel min del árbol).

La ejecución del algoritmo parte de los nodos hoja del árbol de juego, que representan las situaciones finales de la partida, tras las cuales ya no es posible realizar ningún movimiento adicional. El valor de la función de evaluación tomado en los nodos terminales del árbol se va propagando hacia la raíz de tal modo que a los niveles donde se representa al jugador principal se trasmite el mayor valor de los nodos sucesores y a los niveles referidos al oponente se propaga el menor valor de todos los descendientes. Finalmente, se llega al nodo raíz del árbol de juego con un único valor de la función de evaluación que representa la puntuación máxima que puede esperar el jugador principal del juego, en caso de que realice las jugadas más convenientes durante toda la partida.

Método Alfa-Beta

En ocasiones los árboles de búsqueda pueden poseer un gran número de nodos a través de los cuales se debe buscar la solución del problema, sobre todo en los casos de los árboles de juego, como se ha visto anteriormente. Para reducir este espacio de búsqueda en el que posteriormente se aplica el algoritmo Minimax se emplean métodos de poda como el Alfa-Beta. Las técnicas de poda deben ser tales que intenten eliminar la mayor cantidad posible de nodos y ramas del árbol sin afectar nunca a la solución del problema, esto es, la solución con o sin poda debe ser siempre la misma.



2. Explicación ejemplo

En nuestro caso vamos a profundizar para explicarlo mejor utilizando el juego del tres en raya, y después haremos un ejemplo más sencillo con números. Igual que este juego, hay muchos más, los cuales utilizan los mismos algoritmos.

Antes de mostrar el árbol, los pasos del algoritmo Minimax son:

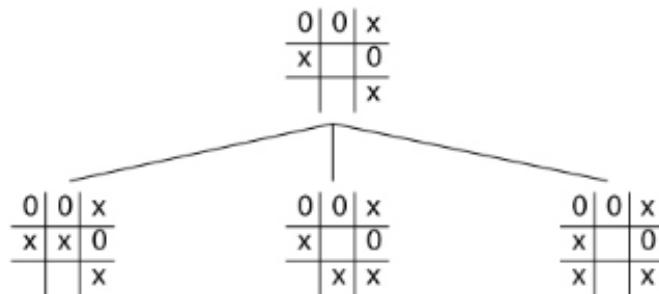
1. Generar el árbol de juego. Se generarán todos los nodos hasta llegar a un estado terminal.
2. Calcular los valores de la función de utilidad para cada nodo terminal.
3. Calcular el valor de los nodos superiores a partir del valor de los inferiores. Alternativamente se elegirán los valores mínimos y máximos representando los movimientos del jugador y del oponente, de ahí el nombre de MINIMAX.
4. Elegir la jugada valorando los valores que han llegado al nivel superior.

En el algoritmo Minimax el espacio de búsqueda queda definido por:

- Estado inicial: Es una configuración inicial del juego, es decir, un estado en el que se encuentre el juego. Para nuestro ejemplo sería:

0	0	x
x		0
		x

- Operadores: Corresponden a las jugadas legales que se pueden hacer en el juego, en el caso del tres en raya no puedes marcar una casilla ya antes marcada.



- Condición Terminal: Determina cuando el juego se acabó, en nuestro ejemplo el juego termina cuando un jugador marca tres casillas seguidas iguales, ya sea horizontalmente, verticalmente o en diagonal, o se marcan todas las casillas (empate) .

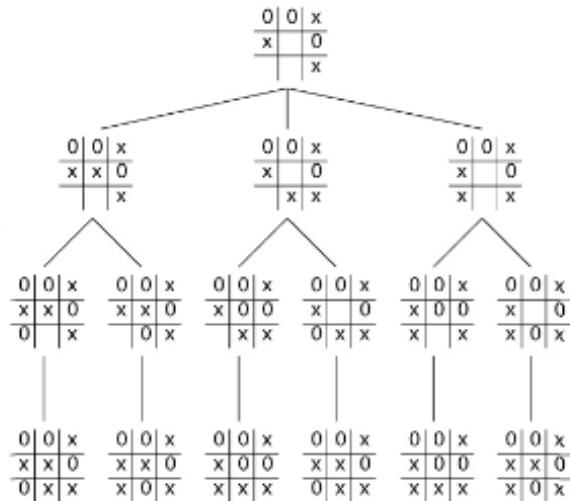
$\begin{array}{ c c c } \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & x & 0 \\ \hline 0 & x & x \\ \hline \end{array}$	$\begin{array}{ c c c } \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & x & 0 \\ \hline x & 0 & x \\ \hline \end{array}$	$\begin{array}{ c c c } \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & 0 & 0 \\ \hline x & x & x \\ \hline \end{array}$
---	---	---

- Función de Utilidad: Da un valor numérico a una configuración final de un juego. En un juego en donde se puede ganar, perder o empatar, los valores pueden ser 1, 0, o -1.

$\begin{array}{ c c c } \hline 0 & & \\ \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & x & 0 \\ \hline 0 & x & x \\ \hline \end{array}$	$\begin{array}{ c c c } \hline -1 & & \\ \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & 0 & 0 \\ \hline x & 0 & x \\ \hline \end{array}$	$\begin{array}{ c c c } \hline 1 & & \\ \hline 0 & 0 & x \\ \hline x & x & 0 \\ \hline x & 0 & x \\ \hline \end{array}$
---	--	---

- Implementación Minimax: Los pasos que sigue minimax pueden variar, pero lo importante es tener una idea clara de cómo es su funcionamiento, los pasos a seguir son:

El algoritmo primero generar un árbol de soluciones completo a partir de un nodo dado. veamos el siguiente ejemplo:



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent**.
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

5 ALGORITMO MIXMAX

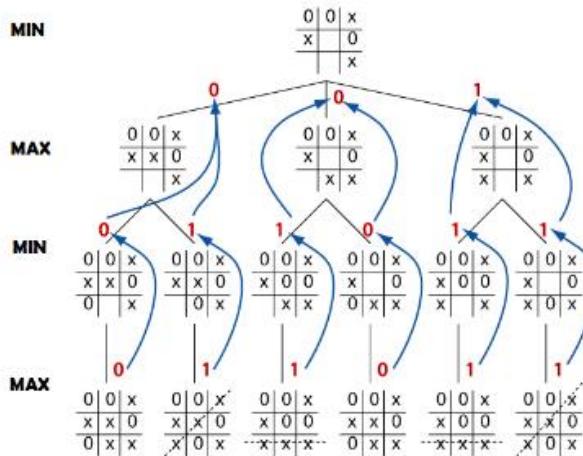
Para cada nodo final, buscamos la función de utilidad de estos. En nuestro ejemplo usaremos un 0 para las partidas que terminen en empate, un 1 para las que gane la IA y un -1 para las que gane el jugador humano.

0	1	1	0	-1	1
0 0 x	0 0 x	0 0 x	0 0 x	0 0 x	0 0 x
x x 0	x x 0	x 0 0	x x 0	x 0 0	x x 0
0 x x	x 0 x	x x x	0 x x	x 0 x	x 0 x

Imprimir 



Y lo que hará el algoritmo Minimax cuando vaya regresando hacia atrás, será comunicarle a la llamada recursiva superior cuál es el mejor nodo hoja alcanzado hasta el momento. Cada llamada recursiva tiene que saber a quién le toca jugar, para analizar si el movimiento realizado pertenece a la IA o al otro jugador, ya que cuando sea el turno de la IA nos interesa MAXIMIZAR el resultado, y cuando sea el turno del rival MINIMIZAR su resultado.



Al final el algoritmo nos devolverá la jugada que debe realizar la máquina para maximizar sus posibilidades y bloquear las posibilidades del rival.

3. *Conclusión*

Después de esta actividad, la inteligencia artificial me sigue sorprendiendo. No hay mejor manera de aprender que aplicando los ejemplos de los algoritmos a juegos, y este ha sido un buen ejemplo. La desventaja que le veo es que debe de recorrer todos los nodos para encontrar la solución óptima.

4. *Bibliografía*

<http://oa.upm.es/51640/>

<https://es.wikipedia.org/wiki/Minimax>

<https://www.slideshare.net/KarenMendoza51/minimax-55874248>





RED BAYESIANA

Inteligencia Artificial



Universidad
de Huelva

REALIZADO POR: LAURA VÁZQUEZ RAMOS

7 DE ABRIL DE 2020
UNIVERSIDAD DE HUELVA

WUOLAH

Tenemos lo que nos faltaba: Imprime tus apuntes al mejor precio y recíbelos en casa

Índice

1. Introducción Red bayesiana.....	2
2. Explicación del ejemplo.....	3
2.1. Resolución.....	4
3. Conclusión.....	5
4. Bibliografía.....	5



- Todos los apuntes que necesitas están aquí
- Al mejor precio del mercado, desde **2 cent.**
- Recoge los apuntes en tu copistería más cercana o recíbelos en tu casa
- Todas las anteriores son correctas

2 red bayesiana

1. Introducción

Las redes bayesianas o probabilísticas son una representación gráfica de dependencias para razonamiento probabilístico en sistemas expertos. Una red bayesiana es un grafo acíclico dirigido y anotado que describe la distribución de probabilidad conjunta que gobierna un conjunto de variables aleatorias. Los nodos pueden representar cualquier tipo de variable, ya sea un parámetro medible (o medido), una variable latente o una hipótesis.

Las redes bayesianas constituyen una herramienta que permite modelar procesos caracterizados por la incertidumbre, lo cual es propio de infinidad de problemas reales. Uno de los primeros campos de aplicación de las redes bayesianas fue el de la medicina, más en concreto el diagnóstico de enfermedades. En medicina no suelen haber síntomas que sean estrictamente propios de una enfermedad concreta, por lo tanto, no se puede afirmar que una persona tiene una enfermedad solamente con saber que se tiene un síntoma de esta. Si añadimos más información a la conocida, la complejidad del problema a manejar puede aumentar considerablemente, pero se puede alcanzar un mejor diagnóstico. Las redes bayesianas, permiten manejar dicha información a partir de relaciones entre origen y consecuencias de la enfermedad.

El teorema de Bayes es el método utilizado para aplicar lo explicado anteriormente a la realidad.



2. Explicación ejemplo

Vamos a explicar el problema a resolver:

Supongamos que un paciente acude al médico porque cree que tiene gripe A. El médico, le hace un test. Este test es fiable al 95%, es decir, da positivo el 95% de las veces que se aplica a alguien enfermo, y da negativo el 98% de las veces que se lo aplica a alguien que no la tiene. También suponemos que el porcentaje de personas que tienen la enfermedad en realidad es el 0,5%. Tras aplicarle el test al paciente, el resultado es positivo. ¿Cuál es la probabilidad de que el paciente padezca realmente la enfermedad?

2.1. Resolución

Considero dos variables aleatorias:

$$E = \text{"Tener o no la enfermedad"} \quad T = \text{"Resultado del test"}$$

La red bayesiana creada será:



La variable E se divide en:

$$S = \text{Estar enfermo}$$

$$N = \text{No estar enfermo}$$

La variable T se divide en:

$$+ = \text{dar positivo}$$

$$- = \text{dar negativo}$$



Las probabilidades facilitadas:

$$P(S)=0.005 \quad P(N)=0.995$$

De lo dicho en el enunciado y de las probabilidades facilitadas sacamos que:

$$P(+|S)=0,95 \quad P(-|N)=0,98$$

Consecuentemente tenemos:

$$P(-|S)=1-0,95=0,05$$

$$P(+|N)=1-0,98=0,02$$

Las probabilidades conjuntas de las dos variables aplicando la siguiente ecuación para cada una sería:

$$P(A|D) = \frac{P(D|A)P(A)}{P(D|A)P(A) + P(D|B)P(B)}$$

$$P(S,+)=P(+|S)*P(S)=0,95*0,005=0,00475$$

$$P(S,-)=P(-|S)*P(S)=0,05*0,005=0,00025$$

$$P(N,+)=P(+|N)*P(N)=0,02*0,995=0,199$$

$$P(N,-)=P(-|N)*P(N)=0,98*0,995=0,9751$$

El enunciado lo que nos pide es $P(S|+)$, lo cual podemos calcularlo de la siguiente forma:

$$P(S|+) = \frac{P(S,+)}{P(+)},$$

Como S y N constituyen al espacio muestral E, podemos concluir:

$$P(+) = P(S,+) + P(N,+)=0,00475+0,0199=0,02465$$

Por lo que:

$$P(S|+)=0,00475 / 0,02465 = 0,1927$$

Por lo que la probabilidad de que el paciente tenga la enfermedad realmente es del 19,27%



3. Conclusión

Una vez más, al realizar esta actividad me vuelvo a dar cuenta de que la inteligencia artificial está presente en muchas cosas de nuestra vida, o que hemos llegado a estudiar. El teorema de Bayes lo estudiamos el año pasado en Matemáticas III y no sabía que podía dar lugar o que venía de las redes bayesianas.

Las redes Bayesianas, modelos que combinan la teoría de grafos y de probabilidad, son aplicadas a la toma de decisiones en dominios donde la incertidumbre representa un papel importante, como es el caso de la ingeniería. Aunque este tipo de modelos han sido conocidos desde hace mucho tiempo, solamente han podido ser aplicados desde finales de los años 80, gracias al desarrollo de nuevos algoritmos que permiten la creación y propagación de probabilidades en redes suficientemente complejas como para representar problemas reales.

Estos métodos son muy útiles, sobre todo, como en este ejemplo, para los casos relacionados con la medicina.

4. Bibliografía

https://es.wikipedia.org/wiki/Red_bayesiana

<http://www.cc.uah.es/drg/b/RodriguezDolado.BBN.2007.pdf>

