

Índice

1. CUESTIONES	1
1.1. El concepto de juego. Elementos y clasificación de los juegos.	1
1.2. El algoritmo minimax. Componentes y funcionamiento.	1
1.3. Modelos de representación del conocimiento.	1
1.4. Modelos de conocimiento heredable. Herencia.	1
1.5. Paradigmas de aprendizaje.	1
1.6. Aprendizaje inductivo. Empleo de árboles de decisión en aprendizaje inductivo.	1
2. RESPUESTAS	2
2.1. El concepto de juego. Elementos y clasificación de los juegos.	2
2.2. El algoritmo minimax. Componentes y funcionamiento.	4
2.3. Modelos de representación del conocimiento.	5
2.4. Modelos de conocimiento heredable. Herencia.	7
2.5. Paradigmas de aprendizaje.	8
2.6. Aprendizaje inductivo. Empleo de árboles de decisión en aprendizaje inductivo.	10

CUESTIONES

El concepto de juego. Elementos y clasificación de los juegos.

El algoritmo minimax. Componentes y funcionamiento.

Modelos de representación del conocimiento.

Modelos de conocimiento heredable. Herencia.

Paradigmas de aprendizaje.

Aprendizaje inductivo. Empleo de árboles de decisión en aprendizaje inductivo.

RESPUESTAS

El concepto de juego. Elementos y clasificación de los juegos.



Un juego es cualquier situación de decisión con **varios agentes** (llamados jugadores) gobernada por un **conjunto de reglas** y con un resultado bien definido, caracterizada porque **ninguno de los jugadores con su sola actuación puede determinar el resultado** (independencia estratégica).

Agentes: Se trata de un entorno de múltiples agentes, distinto de un entorno multiagente (Coexistencia vs. Divide y vencerás)

Reglas: Definen la viabilidad de las actuaciones y son el marco desde el que cada jugador realiza su acciones.

Objetivos: Es el conjunto de metas a conseguir por cada jugador dentro de la dinámica del juego.

Estrategias: Si bien no están explícitamente definidas son parte inherente al juego y el peso de éstas aunque siempre presente varía dependiendo del juego. Son las que permiten la consecución de objetivos y la obtención de beneficios.

Lo que caracteriza a un juego es el **número de jugadores** (dos jugadores o más), la **información con que cuentan los jugadores** (perfecta o imperfecta), la **existencia o no de movimientos de azar**, el **orden de actuación de los jugadores**, los **repartos de beneficios** (que determinan si se trata de juegos de suma nula o no nula) y la **existencia o no de pagos colaterales** (equilibrio de Nash).

Finalmente, desde el punto de vista computacional, podemos distinguir una serie de elementos que permiten su sistematización y análisis de indudable valor para el desarrollo de sistemas racionales, entendiendo el desarrollo del juego y la toma de decisiones como un árbol de búsqueda donde encontramos:

Estado inicial: Define la situación en un momento dado, normalmente de los elementos en un tablero, e identifica al jugador que mueve.

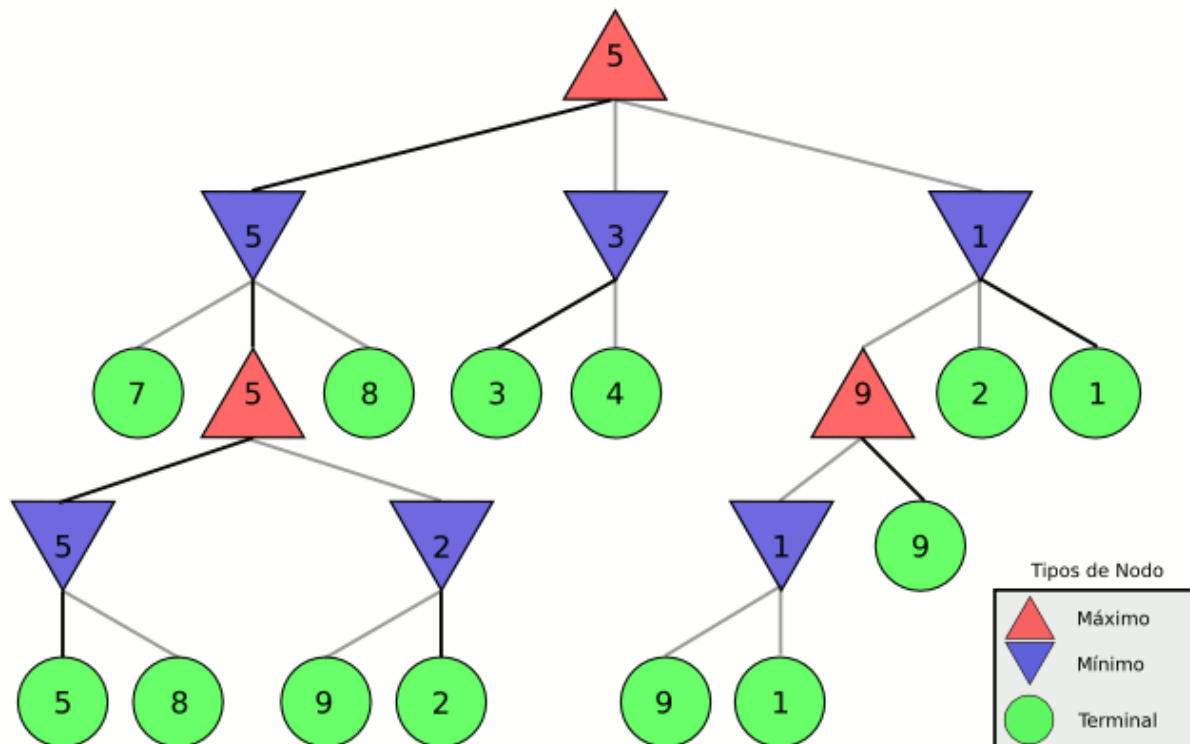
Función sucesor: Genera la lista de tuplas (acción legal, estado) que descienden desde un estado dado.

Test terminal: Determina la finalización del juego, a estos estados se les denomina estados terminales.

Función utilidad: también llamada función objetivo o rentabilidad. Da un valor a los estados terminales, dependiendo del juego estos pueden estar comprendidos entre -1 y 1 o abarcar otro rango de resultados. Dependiendo principalmente de si son juegos de suma nula o suma no nula.

Esto último aparece en el siguiente apartado también, pero (Russel, Norvig) los estudian con independencia al minmax

El algoritmo minimax. Componentes y funcionamiento.



El algoritmo minimax es un algoritmo usado para tomar decisiones óptimas en **juegos bipersonales competitivos**. Los componentes del algoritmo son:

Los jugadores: a los que se denominará Max y Min, siendo Max el jugador que comienza la partida.

Estado inicial: que identifica la situación en que comienza el juego y determina las posibles estrategias de los jugadores

Función sucesor: determina usando los operadores definidos en base a las reglas del juego, para cada movimiento legal, el estado al que conduce.

Función de utilidad: determina los resultados de la partida en los nodos terminales. Los resultados favorables a Max serán positivos y los favorables a Min, negativos. En caso de empate el resultado será 0.

Función terminal: determina si un nodo es o no terminal (si supone el fin de la partida).

El algoritmo calcula la acción que conduce al mejor resultado para el jugador. En el caso de Max conduce al mayor valor posible y en el caso de Min, al menor (que decidirá el peor resultado para Max y el mejor para Min) Para ello, genera un **árbol de juego** con todos los estados posibles que resultan de las distintas acciones de los jugadores hasta obtener los nodos terminales, calcula los valores de dichos nodos terminales utilizando la función de utilidad y los de los nodos no terminales utilizando los valores de sus hijos. El algoritmo asignará a cada nivel del árbol un rol Max o Min en función de a qué jugador le corresponde actuar y asigna el mayor (o menor) valor de los nodos de los hijos dependiendo de si se trata de una decisión que toma Max o Min (Max pretende maximizar el valor de los nodos y Min minimizarlo). Se trata de una exploración primero en profundidad en la que se debe explorar todo el árbol por lo que el tiempo necesario para calcular el árbol de juego de un caso complejo puede ser inabarcable. Por esta razón, el algoritmo de por sí no nos resulta útil. No obstante, es la base de algoritmos más complejos como la poda alpha-beta.

Modelos de representación del conocimiento.



El conocimiento es el pilar esencial sobre el que se construye cualquier sistema que exhiba un comportamiento inteligente, y almacena conceptos, hechos, representaciones, métodos, modelos, metáforas y heurísticas. El **conocimiento** es pues, la representación simbólica de **aspectos** de un cierto dominio o universo de discurso; los aspectos pueden hechos, relaciones o procedimientos. Por otro lado, la **información** interactúa con el conocimiento, siendo ésta cualquier estímulo capaz de alterar el estado o respuesta de un sistema, debe ser sorprendente, medido como la **entropía** que introduce en el sistema.

Existen dos grandes bloques de representación del conocimiento, **representaciones icónicas**, simulaciones de ciertos aspectos del mundo como dibujos o mapas; y **representaciones descriptivas**, que aunque menos eficiente o directas, poseen una serie de ventajas que las justifican de forma inmediata: son, en primer lugar, fáciles de comunicar entre agentes; son más sencillas formalmente; y son fácilmente descomponibles. Además, hay cierta información sobre el entorno que no se puede representar de forma icónica, como leyes generales, información negativa o información incierta; y sin embargo son fáciles de formular como afirmaciones o negaciones sobre ciertos atributos/características del agente o su entorno.

Un **modelo de representación del conocimiento** es un formalismo simbólico empleado para expresar el conocimiento, un modelo mental que se caracteriza por la semántica con que representa ciertos aspectos del dominio o universo con el que un sistema software pueda trabajar. Entre sus características está aquello que puede representar (representación icónica o representación descriptiva), la granularidad de la representación (nivel de detalle), el tipo de descripciones (intensionales o extensionales), la representación del metaconocimiento (conocimiento sobre el propio conocimiento, independiente del mismo) y la jerarquización de objetos y herencia. Así, dentro de los modelos de representación descriptivos encontramos modelos inspirados por la psicología como:

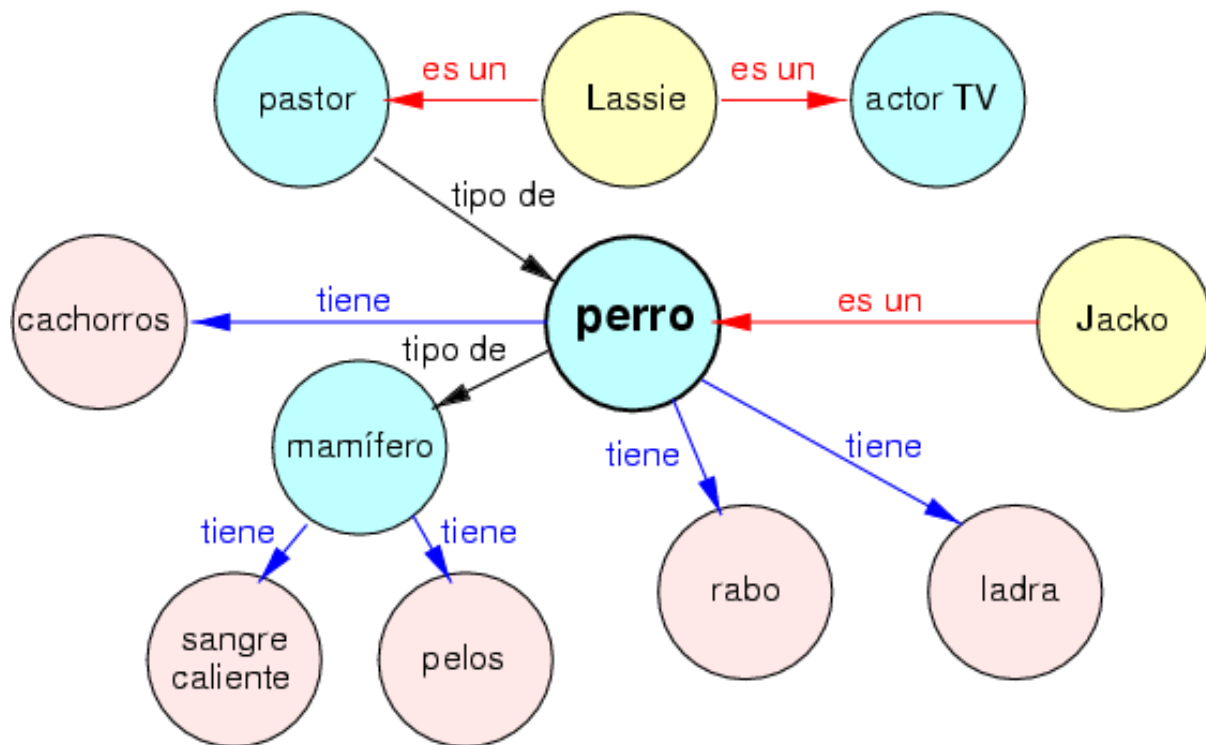
- Los **modelos de conducta o reglas de producción**, que son reglas de inferencia del tipo si ocurre

A, entonces ocurre B.

- Los **modelos de razonamiento o lógica**, que son lenguajes formales con símbolos, semántica y sintaxis que permiten representar el conocimiento y formular inferencias que permitan obtener **nuevo conocimiento** a partir de conocimiento previo gracias a la teoría de la demostración, siendo la lógica de proposiciones y la lógica de predicados las dos más simples.
- Los **modelos de memoria**, que representan el conocimiento como conjuntos de **elementos y relaciones** entre ellos. Bien con modelos de conocimiento relacional simple (ficheros y bases de datos, con relaciones expresables mediante tablas) que requerirán de un motor de inferencia para generar nuevo conocimiento, o bien con modelos de conocimiento heredable (que jerarquizan el conocimiento), utilizando redes asociativas (semánticas, de clasificación o causales), marcos, frames, representación orientada a objetos...

Además, existen otros modelos y problemas en la representación del conocimiento como la necesidad de representación del sentido común, la organización jerárquica del conocimiento, el razonamiento temporal o la lógica difusa.

Modelos de conocimiento heredable. Herencia.



Los modelos de conocimiento heredable se basan en la jerarquización del conocimiento de forma que se puedan inferir características o atributos de ciertos elementos a partir de otras ya conocidas. Por ejemplo, un marco o frame es una estructura de datos formada por un conjunto de campos que se asocian por lo general a atributos que sirven para identificar los marcos. Se utilizan para tareas de reconocimiento ya que la información contenida en un marco puede hacer que se activen otros marcos conectados con los primeros, dando lugar así a una red de activación que permite predecir y explicar la información que deriva de los marcos activados inicialmente. Al conocimiento que surge de este mecanismo se le suele denominar herencia o reconocimiento descendiente porque se determinan propiedades desconocidas de ciertos elementos a partir de otras ya conocidas que las encapsulan. Por ejemplo, si un frame 'pájaro' contiene el campo 'movimiento: volar', y otro frame, 'periquito', contiene el campo 'tipo: pájaro' entonces se puede inferir que el periquito puede volar a no ser que el frame 'periquito' contenga un campo 'movimiento' con un valor distinto a 'volar'.

Por otro lado, las llamadas redes asociativas están formadas por nodos que representan un concepto o una proposición, enlazados entre sí de forma que se representan relaciones de inclusión, pertenencia o causalidad o bien a categorías gramaticales (verbo, sujeto, complemento, etc.) Algunos tipos de redes asociativas son:

- redes semánticas: son las destinadas a representar o a comprender el lenguaje natural.
- redes de clasificación: clasificaciones de objetos o conceptos según sus características propias (con herencia).
- redes causales: son las que llevan asociadas una relación de influencia o causa entre los nodos que las forman (el hecho representado por el nodo A provoca el hecho representado por el nodo B y por eso ambos nodos están relacionados.)

Paradigmas de aprendizaje.



El **aprendizaje** al igual que la inteligencia es un concepto difícil de definir porque involucra a un amplio abanico de procesos y mecanismos, sin embargo es una capacidad esencial de la inteligencia humana. De ahí su importancia para la IA, por razones teóricas o científicas (manifestación de inteligencia) y por razones de eficacia técnica, especialmente cuando existen patrones o conocimiento difíciles de describir o descubrir. En el campo del **aprendizaje automático** encontramos, principalmente, los siguientes paradigmas de aprendizaje:

Aprendizaje memorístico surge cuando el aprendizaje consta de asociaciones arbitrarias o cuando el sujeto lo hace de forma arbitraria. Los datos se almacenan sin tratar de comprenderlos o de inferirlos a partir de otros ya conocidos y de forma repetitiva. Por ejemplo, si un sistema recibe, ante una determinada acción en cierta circunstancia, una respuesta desventajosa, puede ‘memorizar’ que esa acción da malos resultados y, si esos malos resultados se repiten en el tiempo, concluir (aprender) que esa no es una acción adecuada para dicha situación.

Aprendizaje deductivo consiste en aplicar la inferencia y deducción empleando modelos lógicos. Es decir, es la obtención de nuevo conocimiento a partir de conocimientos que ya se poseen. El aprendizaje deductivo de reglas aumenta la eficiencia de un sistema mediante la deducción de reglas adicionales a partir de reglas y los hechos de un dominio. También es el razonamiento artificial (dar una explicación a un evento observado a partir de conocimientos previos y crear así nuevo conocimiento.)

Aprendizaje analítico, Basado en explicaciones Construir una explicación para cada ejemplo en relación con un concepto dado y generalizar la explicación de modo que pueda emplearse en el futuro. En el aprendizaje analítico, el aprendizaje previo se utiliza para formular explicaciones sobre cómo cada ejemplo del conjunto de entrenamiento satisface el concepto objetivo, esta explicación se usa para distinguir las cualidades relevantes y generalizar los ejemplos basados no en modelos estadísticos como en la mayoría de métodos de aprendizaje inductivo sino mediante razonamiento lógico.

Aprendizaje analógico se buscan soluciones a problemas nuevos encontrando similitudes con problemas ya conocidos y adaptando sus soluciones. Se basa en la idea de que, si dos situaciones son similares en algún aspecto, entonces también pueden serlo en otros.

Aprendizaje inductivo , es el paradigma más ampliamente estudiado dentro del aprendizaje. Se trata de aprender un concepto o una clasificación a partir de ejemplos y contraejemplos. Se formulan hipótesis mediante la búsqueda de regularidades en unos ejemplos de ‘entrenamiento’ observados previamente (ejemplos) y se aceptan o rechazan dichas hipótesis con la aparición de nuevos ejemplos. El aprendizaje inductivo combinado con el analítico es uno de los métodos más potentes,

aunando las ventajas de ambos (mejor precisión en la generalización y dependencia en el conjunto de entrenamiento cuando existe poco conocimiento previo) desbancando en rendimiento a ambos por separados.

Tipos de aprendizaje según su conocimiento:

Supervisado Se dispone de un profesor/supervisor que proporciona una salida deseable para cada entrada percibida, ya sea una clase o un valor a aproximar (clasificación vs regresión).

No supervisado No se dispone de una salida deseada para cada entrada, sino que se busca agrupar/clasificar los datos en función de ciertas características (medida de distancia)

Refuerzo Se aprende (sin supervisor) a partir de la información obtenida al realizar procesos de ensayo-error en los que se obtienen “señales” de beneficio/coste.

Aprendizaje inductivo. Empleo de árboles de decisión en aprendizaje inductivo.



El aprendizaje inductivo se basa en la hipótesis de que aunque la tarea sea determinar una hipótesis h idéntica al concepto c a partir de un conjunto de instancias X , la única información sobre c es su valor sobre el conjunto de entrenamiento; por lo tanto lo único que podemos garantizar es que la hipótesis se ajusta al concepto objetivo únicamente sobre el conjunto de entrenamiento. Sin embargo la asunción fundamental del aprendizaje inductivo es que la mejor hipótesis sobre las instancias no vistas es aquella que mejor se ajusta al conjunto de entrenamiento, especialmente a aquellos suficientemente grandes. Dicho esto hay que aclarar que esto no está exento de problemática, especialmente respecto al ruido (dos o más ejemplos con la misma descripción y diferentes clasificaciones) en el conjunto de entrenamiento y el sobreajuste de la hipótesis (encontrar regularidades poco significativas en los datos). Se trata de aprender un concepto o una clasificación a partir de ejemplos y contraejemplos. El objetivo es aprender la función f , donde la salidad puede ser continua o discreta. Un ejemplo del conjunto de entrenamiento es un par $(x, f(x))$. Dada una colección de ejemplos de f , devolver una función h (hipótesis) que aproxime a f . La razón por el cual el aprendizaje es difícil es porque no es fácil determinar si una función h es una buena aproximación de f . Una buena hipótesis estará bien generalizada si puede predecir ejemplos que no se conocen.

Los árboles de decisión es uno de los modelos más usados para la inferencia inductiva. Es un método para aproximar funciones con valores representables de manera discreta que es resistente al ruido y capaz de aprender expresiones disyuntivas. Estos árboles pueden ser representados como conjuntos de reglas SI x ENTONCE y para facilitar su lectura. El potencial y la versatilidad de este método lo ha convertido en uno de los métodos de aprendizaje más populares y ha sido utilizado en un amplio rango de tareas, desde

diagnóstico médico hasta estimar el riesgo en la concesión de hipotecas.

Un árbol de decisión se puede utilizar para el aprendizaje inductivo si toma como entrada un objeto o una situación descrita a través de un conjunto de atributos y devuelve una decisión (valor previsto de la salida dada por la entrada). Los árboles de decisión pueden representar cualquier función a partir de sus atributos de entrada. El principal problema de este método es la inferencia del árbol de decisión, de forma trivial hay un árbol que satisface cada elemento del conjunto de entrenamiento, pero seguramente no sea el mejor para generalizar nuevos ejemplos y es preferible encontrar árboles más compactos. Hay varias formas de **inferir el árbol**: la **trivial** y ya comentada, creando un nodo terminal por cada instancia de entrenamiento, aunque esto resulta en árboles excesivamente grandes y con deficiencias con nuevos ejemplos o instancias; el **árbol óptimo**, que es el árbol más pequeño compatible con todas las instancias de entrenamiento, aunque para árboles grandes es computacionalmente inviable; y los **árboles pseudo-óptimos (heurístico)**, seleccionando el atributo en cada nivel del árbol que mayor calidad de división produzca, o mayor entropía extraiga del árbol.

Un algoritmo de aprendizaje es bueno si produce hipótesis que hacen un buen trabajo al predecir clasificaciones de ejemplos que no han sido observados. La metodología para estimar la bondad del ajuste consiste en recolectar un conjunto de ejemplos grande y dividirlo en dos, el conjunto de entrenamiento y el conjunto de test; se aplica el algoritmo de aprendizaje y se genera una hipótesis que finalmente se evalúa contra el conjunto test y se mide el porcentaje de aciertos; esto se repite varias veces hasta encontrar una hipótesis satisfactoria.

Los árboles de decisión no sólo son capaces de crear hipótesis para funciones con entradas y salidas con valores discretos. En el caso de los atributos de entrada continuos estos se pueden ordenar, especificar la clase a la que pertenecen y buscar puntos de corte para transformarlos en valores discretos. De la misma manera, para los valores de salida, en el caso de salidas continuas, se denominan árboles de regresión y cada hoja dispone de una función lineal de un subconjunto de los atributos numéricos.

Resumiendo, un árbol de decisión, lleva a cabo una secuencia de pruebas para poder alcanzar una decisión fundamentada en uno o varios conjuntos de entrenamiento y la bondad de su ajuste evaluada sobre el conjunto test. Cada nodo corresponde con un test sobre el valor de una de las propiedades, y las ramas que salen de cada nodo están etiquetadas con los posibles valores de dicha propiedad. Cada nodo hoja representa el valor que ha de ser devuelto si dicho nodo hoja es alcanzado.