

PROBLEMATICA DE LA ADQUISICION INDUCTIVA DE CONOCIMIENTO A PARTIR DE EJEMPLOS

Gabriel Fiol

Dpt. de Ciències Matemàtiques i Informàtica
Universidad de las Islas Baleares
E-mail: dmigfr0@ps.uib.es

José Miró-Nicolau

Dpt. de Ciències Matemàtiques i Informàtica
Universidad de las Islas Baleares
E-mail: dmijmn0@ps.uib.es

1. INTRODUCCION

La *adquisición de conocimiento* es uno de los campos de la Inteligencia Artificial que más atención está recibiendo en la actualidad. Un sistema de adquisición de conocimiento es un subsistema de un sistema de aprendizaje encargado de la transferencia de conocimiento desde el *entorno* a la *base de conocimientos*. En la figura 1 se ilustra un modelo general de un sistema de adquisición de conocimiento.

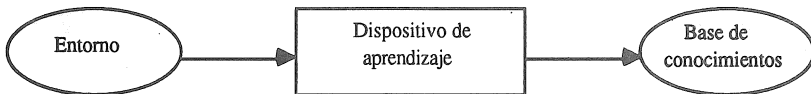


Figura 1. Modelo general de un sistema de adquisición de conocimiento

Las elipses de la figura 1 representan elementos de conocimiento mientras que los rectángulos representan procedimientos y las flechas el flujo de la información, de manera que el entorno suministra alguna información al *dispositivo de aprendizaje*, el cual hace uso de dicha información para perfeccionar los conocimientos almacenados en la base de conocimientos.

Uno de los tipos de adquisición de conocimiento más estudiados en la actualidad es la adquisición inductiva de conocimiento a partir de ejemplos o elementos específicos de conocimiento. En estos sistemas, el entorno está formado por una colección de ejemplos o elementos específicos de conocimiento referentes a algún concepto. La función del dispositivo de aprendizaje consiste en generalizar la información proporcionada por los ejemplos con objeto de encontrar alguna descripción a alto nivel del concepto.

La problemática de la adquisición inductiva de conocimiento se apoya entre otros, en dos aspectos fundamentales:

- En el establecimiento de métodos de generalización de la información proporcionada por los ejemplos.
- En la mecanización del proceso de diseño de sistemas de adquisición de conocimiento, de manera que se permita abordar la solución de cualquier problema relacionado con el tema.

El estudio sobre la adquisición inductiva de conocimiento se ha centrado mayoritariamente en la búsqueda de métodos de generalización, siendo numerosos los trabajos sobre el tema, entre los que destacan: *El método AQ11*, propuesto en [5], que genera una descripción general de un conjunto formado por ejemplos positivos, en contraste con otro conjunto de ejemplos negativos. Para ello se basa en las propiedades comunes de los elementos del primer conjunto que no posee ningún elemento del segundo conjunto. El resultado viene dado en forma de reglas de decisión. *El método ID3 (Iterative Dicotomizer 3)*, descrito en [10], genera un *árbol de decisión* a partir de un conjunto de ejemplos caracterizados por un conjunto de atributos, haciendo uso de la función entropía definida por Shanon [11] para seleccionar los atributos en cada nivel del árbol. Este método se ha caracterizado por la elegancia de la idea central y por su fácil implementación. El concepto de *Rough Set* [7, 8, 9] trata del estudio sobre descripciones aproximadas de subconjuntos y surgió como alternativa a otras investigaciones en torno al tema, tales como los *Fuzzy Sets*. Su influencia ha sido notable, dando lugar a toda un área de investigación en torno al tema. En [1], [2] y [3] se presenta un nuevo enfoque al tema, basado en la teoría discutida en [6] que resumizamos en la sección 2.

No ha ocurrido lo mismo en cuanto a la investigación en torno a las metodologías de diseño de sistemas de adquisición inductiva de conocimiento. Ello ha sido debido en gran parte a la disparidad de los métodos establecidos y a la falta de profundización en determinados aspectos, especialmente los referentes al entorno del sistema. En la sección 3 del presente trabajo se exponen los aspectos generales concernientes al diseño de sistemas de adquisición inductiva de conocimiento, basados en la teoría presentada en [6].

2. PRELIMINARES

El problema estudiado puede describirse formalmente como sigue:

Sea $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ un conjunto de ejemplos o elementos concretos de conocimiento definido extensionalmente y $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ un conjunto de atributos (binarios o multivaluados), también definidos extensionalmente, tal que cada $d_i \in D$ tiene asociado un valor respecto a cada uno de los atributos. Dados los subconjuntos D_i , $D \supseteq D_i$, $i = 1, 2, \dots, k$, también definidos por extensión, $D_i = \{d_a, d_b, \dots, d_c\}$, se desea encontrar una descripción intensional P_i , $i = 1, 2, \dots, k$, de cada uno de los subconjuntos, $D_i = \{d_j \in D/P_i\}$, $i = 1, 2, \dots, k$, que sea óptima según algún criterio.

Las descripciones P_i deberán ser expresadas en términos de un subconjunto R_b , $R \supseteq R_b$, de atributos. Debe encontrarse, pues, un subconjunto de atributos óptimo en algún sentido tal que P_i pueda expresarse como función de ellos.

La información sobre los ejemplos será almacenada en la *Tabla Objeto Atributo (OAT)*. La OAT se define como un 4-tuple $\langle D, R, V, F \rangle$, donde D es el conjunto de ejemplos o elementos concretos de conocimiento, R es el conjunto de atributos, $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ es un conjunto

de conjuntos: cada V_i es el dominio de valores que el atributo r_i puede adoptar, y $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ es un conjunto de funciones que definen extensionalmente los valores que los elementos de D adoptan respecto a los atributos de R , de forma que la función f_j define extensionalmente los valores que cada $d_k \in D$ adopta respecto al atributo $r_j \in R$, $f_j: D \times \{r_j\} \rightarrow V_j$. Se dice que cada $d_i \in D$ viene descrito por su correspondiente n -epla de valores de los atributos de la OAT.

Se introduce un nuevo objeto que llamamos *Tabla de Definición de Subconjuntos (SDT)*. La SDT describe, en un formato compatible con el de la OAT, los subconjuntos que desean describirse intensionalmente. Así, la SDT se define como un 4-tuple $\langle D, R', V', F' \rangle$, donde D tiene el mismo significado que su homónimo de la OAT, $R' = \{r_{n+1}, r_{n+2}, \dots, r_{n+w}\}$ es un conjunto de atributos y $V' = \{V'_1, V'_2, \dots, V'_w\}$ es un conjunto de conjuntos, de forma que V'_i es el dominio de valores del atributo r_{n+i} . Cada valor $v'_i \in V'_i$, $i = 1, \dots, w$, $j \leq m$, define una clase de equivalencia de D : la clase de los elementos de D que poseen el valor v'_j respecto al atributo r_{n+i} , definiendo V'_i un conjunto de clases de equivalencia de D . $F' = \{f'_{n+1}, f'_{n+2}, \dots, f'_{n+w}\}$ es un conjunto de funciones, cada una de las cuales indica la clase de equivalencia a la que pertenecen los elementos de D respecto a los valores de un determinado atributo, es decir, $f'_{n+j}: D \times \{r_{n+j}\} \rightarrow V'_j$. Obsérvese como los r_{n+j} , $i = 1, 2, \dots, w$, tienen la misma naturaleza conceptual que los r_i de la OAT, pues f'_{n+j} asigna a cada elemento de D el valor de una determinada cualidad. Cada w -epla de valores de los atributos de la SDT define las clases de equivalencia (subconjuntos) a los que pertenece su correspondiente ejemplo en D .

Por cuestiones de claridad llamamos *atributos condición* a los atributos de R y *atributos consecuencia* a los atributos de R' . Además, en la figura 2 se realiza una ilustración gráfica conjunta de la OAT y la SDT; este nuevo objeto será llamado OAT ampliada. Donde $t'_j \in V'_j$, $1 \leq j \leq n$, $1 \leq i \leq m$ y $t'_i \in V'_k$, $1 \leq k \leq w$.

El problema mencionado al principio de esta sección puede ser redefinido como sigue: "Encontrar una descripción óptima de cada uno de los atributos consecuencia r_{n+i} , $i = 1, 2, \dots, w$, expresada en términos de un subconjunto de atributos condición R_b , $R \supseteq R_b$ ".

Un concepto esencial en torno al cual gira el enfoque del tema es el de *base de atributos* (o simplemente *base*) [1], [6]. Una base de un conjunto de atributos R respecto a otro conjunto de atributos R' , es un subconjunto de R que proporciona información lo suficientemente adecuada para describir los atributos de R' . Formalmente, el término 'información adecuada' se aplica a aquella información que permite describir los atributos de R' sin ningún tipo de confusión (contradicción). Por tanto, mediante una base de atributos de R respecto a R' , es posible describir los atributos de R' sin confusiones.

D	R				R'			
	r_1	r_2	\dots	r_n	r_{n+1}	r_{n+2}	\dots	r_{n+w}
d_1	t_1^1	t_1^2	\dots	t_1^n	t_1^{n+1}	t_1^{n+2}	\dots	t_1^{n+w}
d_2	t_2^1	t_2^2	\dots	t_2^n	t_2^{n+1}	t_2^{n+2}	\dots	t_2^{n+w}
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
d_m	t_m^1	t_m^2	\dots	t_m^n	t_m^{n+1}	t_m^{n+2}	\dots	t_m^{n+w}

Figura 2. Ilustración gráfica de la OAT ampliada

3. ASPECTOS GENERALES DE LOS SISTEMAS DE ADQUISICION INDUCTIVA DE CONOCIMIENTO A PARTIR DE EJEMPLOS

El diseño de un sistema de adquisición inductiva de conocimiento a partir de ejemplos se basa en el desarrollo de cada una de las etapas de que consta el sistema, tal como se ilustra en la figura 1. Por tanto, resulta fundamental para realizar un buen diseño, conocer las principales características de cada una de ellas. A continuación se exponen los aspectos generales de los principales elementos de cada una de las etapas del sistema.

EL ENTORNO

El entorno está formado por un conjunto de informaciones sobre determinados elementos concretos de conocimiento. Se distinguen dos tipos de informaciones:

- La Tabla Objeto Atributo, tal como se definió en la sección 2, formada por un conjunto de ejemplos o elementos concretos de conocimiento definidos extensionalmente y por un conjunto de atributos asociados a dichos elementos, también representadas extensionalmente, de forma que todos los elementos vienen descritos extensionalmente en términos de los atributos.
- Un conjunto de *informaciones adicionales (I.A.)* sobre los elementos de la OAT y las características de la aproximación deseada.

Algunos aspectos importantes relacionados con estas componentes son:

LA TABLA OBJETO ATRIBUTO COMO MODELO

a) *La estructura del modelo.* La importancia de la representación del conocimiento inicial radica en dos aspectos fundamentales:

- Una representación adecuada de los conocimientos facilita la observación de sus características y el desarrollo de inferencias.
- El tipo de representación es un factor determinante en la eficiencia del sistema.

En [1] se utiliza la estructura *tabla* para representar el conjunto de conocimientos del modelo, con tantas filas como elementos concretos de conocimiento contenga el modelo y tantas columnas como atributos se utilicen para caracterizar dichos elementos.

b) *El tipo de los atributos*. Constituye otro factor decisivo en cuanto a la eficacia y eficiencia del sistema. Algunas de sus principales influencias son:

- Influencia en la calidad de las decisiones que generará el sistema. La calidad de la descripción depende de la descripción de los atributos. Por ejemplo, decisiones tomadas por inspección de atributos con valores aproximados serán, a primera vista, de menor calidad que las decisiones tomadas por inspección de atributos con valores precisos.
- Influencia en el rendimiento del sistema. La cantidad de recursos consumidos para llevar a cabo la toma de decisiones, en especial al consumo de tiempo y memoria depende del tipo de los atributos. Por ejemplo, trabajar con atributos cuyo dominio de valores es un subconjunto de los números reales, resulta en general más costoso que trabajar con atributos cuyo dominio de valores es un subconjunto de los enteros, puesto que las dificultades que supone el tratamiento de la precisión exigida por los reales exigen por lo general procedimientos adicionales.

c) *La cantidad de elementos*. La cantidad de elementos concretos de conocimiento y atributos del modelo es otro de los principales factores determinantes de la eficacia y eficiencia del sistema.

d) *La calidad del modelo*. El análisis de la calidad de la información del modelo constituye un importante aspecto en cuanto a la calidad de la descripción de los subconjuntos. En el caso que nos ocupa, la calidad de la información del modelo se refiere a la precisión con que han sido descritos los ejemplos del modelo mediante los atributos.

LAS INFORMACIONES ADICIONALES (I.A)

Forman un conjunto de informaciones sobre los elementos de la OAT que el descriptor precisa para la obtención de una descripción óptima. Se distinguen de forma general los siguientes tipos de I.A.:

- i. Informaciones relativas al coste de los atributos. Se considera que la determinación del valor que adoptan los ejemplos respecto a los atributos tiene un coste asociado, el cual puede diferir de un atributo a otro, pudiendo interpretarse de diferentes formas según las características del problema, tales como el peso de los atributos, valor de los atributos, ...
- ii. Informaciones referentes al tratamiento de los atributos. Indican la forma en que deben tratarse los atributos para obtener una descripción de los subconjuntos que más se ajuste a las características del problema. De esta forma se han establecido diferentes tipos de tratamiento según el tipo de los atributos (distinguimos entre atributos binarios y

multivaluados) y según la posibilidad de que no existan bases de atributos en la OAT para poder describir los subconjuntos.

- iii. Informaciones referentes a la descripción óptima. Se trata de especificar las características de la descripción óptima que desea obtenerse. Dichas características se exponen en la etapa correspondiente a la descripción óptima.
- iv. Informaciones que especifiquen cuáles son los subconjuntos que desean describirse intensionalmente mediante los atributos de la OAT y cuáles sus características. La SDT definida en la sección 2 forma parte de esta clase de informaciones adicionales.

LA BASE DE CONOCIMIENTOS

La última etapa y objetivo del sistema consiste en obtener una descripción intensional óptima de los subconjuntos definidos extensionalmente en la SDT, que se almacena en la base de conocimientos. A efectos de este trabajo, identificaremos el término base de conocimientos con el de descripción óptima. La presentación de esta etapa anteriormente a la segunda se realiza exclusivamente por motivos de claridad de exposición.

Algunos aspectos importantes que surgen a la hora de establecer y aplicar el criterio que conduzca a la descripción óptima deseada son:

1) *Atributos que participarán en la descripción.* Hay que precisar las características de los atributos que se usarán en la descripción. En este punto deben tenerse en cuenta aspectos tales como el tipo y coste de los atributos.

2) *Características de la expresión asociada a la descripción.* Algunas de las principales características de la expresión que soportará la descripción de los subconjuntos son las siguientes:

- El tipo de estructura soporte de la expresión. La importancia del tipo de estructura viene dada por el tipo de aplicación, es decir, según la finalidad del uso de la descripción interesará más un tipo de estructura que otro. Por ejemplo, la estructura *árbol de decisión* resulta apropiada en caso de una aplicación interactiva de los conocimientos adquiridos, mientras que un conjunto de *reglas* es más idóneo para el desarrollo de inferencias.
- Características requeridas por el criterio a la estructura concreta utilizada. Se refiere a los casos en los cuales se exige que las relaciones definidas por la estructura satisfazan determinadas propiedades. En estas situaciones se deben traducir las características de la descripción óptima en términos de las relaciones estructurales que deben satisfacer las expresiones óptimas.

3) *Obtención de una descripción óptima en caso de no existencia de bases.* En caso de que la OAT no contenga ningún subconjunto de atributos que definan sin ninguna de confusión los subconjuntos de la SDT, se dice que el modelo no posee bases. Esto ocurre cuando existe al

menos una pareja de ejemplos del modelo que poseen idénticas n-eplas de valores respecto a los atributos condición, pero diferentes w-eplas de valores respecto a los atributos consecuencia. En este caso, una buena idea consiste, por una parte, en clasificar los ejemplos de la OAT, de forma que cada clase consiste de todos los ejemplos con idéntica descripción respecto a los atributos condición (es decir, con idénticas n-eplas) y por otra en reescribir la información que proporcionan los atributos de la SDT con objeto de especificar de alguna forma la relación de cada clase con las w-eplas de valores de los atributos de la SDT.

EL DISPOSITIVO DE APRENDIZAJE

El dispositivo de aprendizaje constituye la segunda etapa y su función consiste en obtener una descripción óptima de los subconjuntos especificados en la SDT a partir de las características de la primera y tercera etapas. Para ello se basa en los dos siguientes pasos bien definidos:

1. Encontrar un subconjunto óptimo de atributos condición, $R_b, R \supseteq R_b$, que serán utilizados para describir los atributos consecuencia de R' . Se trata de encontrar una base de atributos condición $R_b, R \supseteq R_b$, respecto a los atributos consecuencia de R' que sea óptima.
2. Obtener una descripción intensional óptima de cada uno de los atributos consecuencia expresada en términos de los atributos de la base R_b .

Los criterios de optimalidad asociados a cada uno de los pasos son completamente independientes: una vez obtenida una base óptima, la descripción intensional se obtiene por aplicación del correspondiente criterio de optimalidad a los atributos de la base, sin necesidad de recomputarla de nuevo. Además, ambos criterios dependen exclusivamente de la naturaleza del problema.

El dispositivo de aprendizaje es por tanto una etapa procedural, cuyos aspectos dependen de las anteriores etapas. Se denomina *descriptor* al dispositivo de aprendizaje, por entender que es el término que mejor se ajusta a las funciones que tiene asignadas. Otras importantes funciones son:

- El descriptor debe tomar las consecuentes medidas derivadas del tipo de los atributos de la OAT.
- Se encarga del tratamiento de la OAT en caso de no existir bases.
- Elegir el método de resolución adecuado según las características del problema.

En la figura 3 se ilustran gráficamente las etapas que componen el diseño de un sistema de adquisición inductiva de conocimiento, de acuerdo con los términos utilizados.

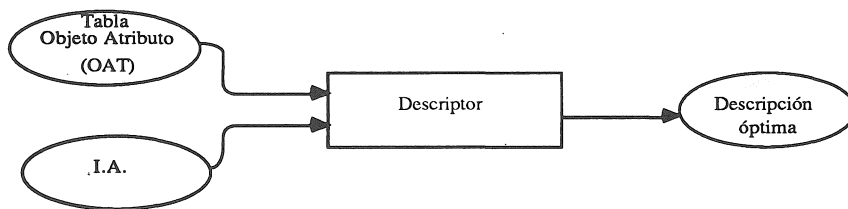


Figura 3. Modelo general de un sistema de adquisición inductiva de conocimiento.

4. CONCLUSIONES

La problemática de la adquisición inductiva de conocimiento se apoya, a nuestro modo de ver, en dos aspectos fundamentales:

- En el establecimiento de métodos de generalización de la información descrita extensionalmente mediante unos elementos concretos de conocimiento u ejemplos.
- En la mecanización del proceso diseño, surgido de la necesidad de establecer metodologías de que permitan abordar la solución de cualquier problema relacionado con el tema.

En cuanto al primer aspecto, son numerosos los métodos establecidos. No ocurre lo mismo respecto al segundo aspecto, debido esencialmente a la disparidad de métodos de generalización concebidos.

Proponemos el diseño de cualquier tipo de sistema de adquisición inductiva de conocimiento a partir de ejemplos, formado por tres etapas fundamentales:

- Primera etapa: La Tabla Objeto Atributo (OAT) y las Informaciones Adicionales. En esta etapa deben especificarse las características del modelo especificador de los ejemplos junto con la información referente a las características y tratamiento de los elementos del modelo y de la descripción óptima.

- Segunda etapa: El Dispositivo de Aprendizaje. Es una etapa procedural, enargada de obtener la descripción óptima a partir de las características de la primera y tercera etapas. Para ello se basa en dos pasos fundamentales:

- Obtener, según un criterio de optimalidad ajustado al caso, un subconjunto óptimo de atributos condición de forma que constituyan una base de atributos.
- Obtener, a partir de la base del punto anterior y según un criterio de optimalidad ajustado al caso, una descripción intensional de los atributos consecuencia.

El criterio de optimalidad aplicado en cada etapa dependerá exclusivamente de la naturaleza del problema, reflejada en las características de las etapas del sistema.

- Tercera etapa: La descripción óptima. Está formada por los conocimientos adquiridos de la OAT mediante el descriptor, adecuadamente representados.

ABSTRACTO

La adquisición inductiva de conocimiento es uno de los campos de la Inteligencia Artificial que más atención está recibiendo en la actualidad. En el presente trabajo se presenta una visión general de su problemática, que a nuestro juicio se apoya en dos aspectos fundamentales:

- En el establecimiento de una aproximación de la solución que sea óptima en algún sentido, lo cual se traduce en la especificación de una descripción intensional óptima de algunos subconjuntos determinados.
- En el establecimiento de un proceso de diseño de sistemas de este tipo que permita abordar la solución de cualquier problema relacionado con el tema.

Se ha observado que la solución a cada uno de los anteriores aspectos depende en gran medida de las características de las etapas del proceso de adquisición inductiva de conocimiento.

Key words: Aprendizaje de las máquinas, adquisición inductiva de conocimiento, tabla objeto atributo (OAT), tabla de definición de subconjuntos (SDT), base de atributos.

5. BIBLIOGRAFIA

- [1] G. Fiol. *Contribución a la adquisición inductiva de conocimiento*. PhD thesis, Universitat de les Illes Balears, Palma de Mallorca, Spain, 1991.
- [2] G. Fiol, J. Miró. A New Perspective in the Inductive Acquisition of Knowledge from Examples. Aceptado en el congreso *IPMU'92 (International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems)*. Palma de Mallorca, 6-10 de julio de 1992.
- [3] G. Fiol, J. Miró. Theoretical considerations about the Process of Inductive Acquisition of Knowledge from Examples. Sometido a revisión a *12th World Computer Congress IFIP Congress'92*. Madrid, 7-11 de septiembre de 1992.
- [4] G. Fiol, J. Miró. S.A.I.C., un sistema de adquisición inductiva de conocimiento. *Revista de Ciència*. Volumen nº 7, 61-78. Diciembre, 1990.
- [5] R. S. Michalski and J. B. Larson. Selection of most representative training examples and incremental generation of VL1 hypotheses: The underlying methodology and the description of programs ESEL and AQ11. Technical Report 867, Computer Science Department. University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL, 1978.
- [6] J. Miró. On defining a set by a property. Technical Report. Universitat de les Illes Balears, Palma de Mallorca, Spain, 1987.
- [7] Z. Pawlak. Rough Sets. *International Journal on Information and Computer Sciences*, 11:341-356, 1982.
- [8] Z. Pawlak. On Superfluous Attributes in Knowledge representation Systems. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences*, 32(3-4), 1984.
- [9] Z. Pawlak. Rough Sets and Fuzzy Sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 17:99-102, 1985.
- [10] J. R. Quinlan. Induction of Decision Trees. *Machine Learning*, 1:81-106, 1986.
- [11] C.E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, Vol. 4, pp 379-423. 1948.