

Refinamiento de Reglas Rebatibles para el Aprendizaje de Conceptos

Telma Delladio*

`td@cs.uns.edu.ar`

Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial (LIDIA) †

Departamento de Ciencias e Ingeniería de Computación (DCIC)

Universidad Nacional del Sur (UNS)

Avda. Alem 1253 - Bahía Blanca - Bs. As.

Tel (0291) 459-5135 - Fax (0291) 459-5136

Introducción

El aprendizaje de conceptos a partir de ejemplos puede desarrollarse en el marco de la Programación en Lógica Rebatible (PLR) [GS03, Del03]. En ese caso las definiciones aprendidas son conjuntos de reglas rebatibles que modelan el concepto que es objeto de aprendizaje. Estos conjuntos de reglas rebatibles deben respetar las observaciones provistas al proceso de aprendizaje. En una propuesta top down, las definiciones se obtienen a través de un proceso continuo de refinamiento. A partir de una definición general, se analizan los conflictos que ésta presenta frente a las observaciones consideradas, y se realiza un paso de refinamiento que resuelva estos conflictos, obteniendo así una nueva definición. Los refinamientos pueden realizarse de distintas formas. Se propone analizar entonces cómo estos pasos de refinamiento pueden realizarse a través de un análisis de las propiedades que cumplen los individuos que intervienen en las observaciones consideradas. El objetivo es identificar las propiedades que permitan aislar las observaciones que están siendo cubiertas en forma errónea por la definición actual, y utilizar esta propiedad en el refinamiento de esta definición.

* Parcialmente financiada por el Concejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) y Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (PICT 13096)

† Miembro del IICyT, Instituto de Investigación en Ciencias y Tecnología Informática

Refinamiento a través de propiedades

En la propuesta de aprendizaje a partir de ejemplos en el marco de la PLR [Del03] una instancia del problema del aprendizaje considera, un programa lógico rebatible $\mathcal{BC} = (\Pi, \Delta)$, un conjunto de observaciones \mathcal{O} , y un espacio de hipótesis \mathcal{H} , a partir de los cuales se debe encontrar un conjunto de reglas rebatibles $S \in \mathcal{H}$, tal que $\forall o \in \mathcal{O}$ se verifique que el programa $(\Pi, \Delta \cup S)$ cubra o .

El conocimiento base, representado por un programa lógico rebatible está formado por un conjunto de reglas estrictas y un conjunto de reglas rebatibles. Decimos que el conjunto de reglas cuyas cabezas se forman por el mismo símbolo de predicado definen un concepto. Cada concepto puede considerarse una propiedad, y si un individuo pertenece a este concepto, decimos que verifica la propiedad. Se usa el término genérico *propiedad* para hacer referencia tanto a un atributo de un individuo (propiedad simple) o a una relación (propiedad derivada) definida en términos de otras propiedades.

El proceso de aprendizaje procede en dirección *top-down*. Entonces, dada una instancia particular del problema de aprendizaje, $\langle \Pi, \Delta, \mathcal{H}, \mathcal{O} \rangle$, se va generando, a través de sucesivos refinamientos, una definición del concepto que se desea aprender. En cada momento, la definición actual, se confronta con las observaciones consideradas \mathcal{O} y se determinan las observaciones cubiertas en forma errónea. Esto es, $\mathcal{O}_c = \{o \in \mathcal{O} : (\Pi, \Delta \cup C) \text{ garantiza } \bar{o}\}$, donde \bar{o} es el complemento del literal o .

La propuesta es analizar las propiedades disponibles y seleccionar una propiedad para realizar un paso de refinamiento. Este paso de refinamiento tendrá como objetivo separar las observaciones mal cubiertas de aquellas que son cubiertas en forma correcta por la definición actual. Por ejemplo, dado la instancia $\langle \Pi, \Delta, \mathcal{H}, \mathcal{O} \rangle$, con:

$$\begin{aligned}\Pi &= \{ p(e), p(f), q(a), q(e), q(f), r(e), t(f) \} \\ \Delta &= \{ s(X) \rightarrow r(X), s(X) \rightarrow t(X) \} \\ \mathcal{O} &= \{ b(a), \sim b(e), \sim b(f) \}\end{aligned}$$

si la definición actual es $\{b(X) \rightarrow \cdot\}$, las observaciones cubiertas correctamente son $\mathcal{O}_{ok} = \{b(a)\}$, mientras que las observaciones cubiertas en forma errónea son $\mathcal{O}_c = \{\sim b(e), \sim b(f)\}$.

Analizando las propiedades, se observa que las propiedades “p” y “s” se verifican para las observaciones en \mathcal{O}_c , y no se verifican para las observaciones en \mathcal{O}_{ok} . Por lo tanto, cualquiera de estas propiedades puede utilizarse para refinar la definición actual. Se puede obtener la nueva definición $\{b(X) \rightarrow \cdot, b(X) \rightarrow p(X)\}$ utilizando la propiedad “p”, o la definición $\{b(X) \rightarrow \cdot, b(X) \rightarrow s(X)\}$ si se utiliza la propiedad “s”. Decimos que “p” es una propiedad simple y que “s” es una propiedad derivada. Inicialmente se prefieren, para realizar los refinamientos, las propiedades simples antes que las propiedades derivadas. Obviamente no siempre será posible, pero en caso de serlo, preferimos las propiedades simples porque estas brindan información más específica de los individuos involucrados. Si una propiedad simple permite aislar las observaciones cubiertas en forma errónea de aquellas que están siendo cubiertas correctamente, es de esperar que ésta sea una propiedad relevante en la definición del concepto que se desea aprender.

Es necesario valorar el aporte que puede hacer cada propiedad al momento de realizar un paso de refinamiento. El objetivo principal en la búsqueda de la definición del concepto en cuestión, es cubrir correctamente todo el conjunto de observaciones por medio de refinamientos sucesivos y a través del análisis y la utilización de propiedades.

En este contexto, existen diferentes situaciones que pueden surgir. Es posible que sólo una propiedad sea la que permita aislar completamente las observaciones cubiertas erróneamente, de aquellas que están correctamente cubiertas. En este caso, dicha propiedad puede utilizarse sin problemas en el paso de refinamiento. Por otro lado, existen situaciones, como en el ejemplo anterior, en las cuales más de una propiedad permite alcanzar el aislamiento buscado. En estos casos, es necesario definir un criterio de selección para determinar cuál es la propiedad más adecuada. Se considera que dicho criterio debiera explotar la noción de especificidad pues, como ya se dijo, es de esperar que una propiedad más específica permita modelar mejor el concepto que es objeto de aprendizaje. Otros casos a analizar, son aquellos en los cuales no existe ninguna propiedad, ni simple ni derivada, que permita aislar existosamente todas las observaciones mal cubiertas. En estos casos, es necesario definir un criterio que valore para cada propiedad considerada, en qué medida esta resuelve los conflictos presentados. Una primera aproximación podría valorar cada refinamiento obtenido (por cada una de las propiedades consideradas) considerando qué proporción de los conflictos existentes se resuelven. En cada instante, la definición actual determina el conjunto de observaciones mal cubiertas, \mathcal{O}_c . En el mejor de los casos un paso de refinamiento obtiene una nueva definición para la cual el conjunto \mathcal{O}_c es vacío. Si esto no puede lograrse, es de esperarse que, al menos, el nuevo conjunto de observaciones mal cubiertas sea más pequeño que el anterior.

Lo expuesto anteriormente sola hace mención a la interacción de refinamientos y observaciones mal cubiertas. No obstante, hay que mencionar que un refinamiento arbitrario puede afectar las observaciones que ya son cubiertas en forma correcta. Por esa razón, se habla de *aislar* las observaciones cubiertas correctamente de aquellas cubiertas en forma errónea. Esto es, cada refinamiento debiera realizarse teniendo en cuenta no solo el conjunto \mathcal{O}_c sino también el conjunto \mathcal{O}_{ok} .

Conclusiones y trabajo en curso

El desarrollo de aprendizaje en el marco de la PLR brinda las ventajas de flexibilidad de representación, propias de los formalismos de razonamiento no-monótono. La no monotonía permite considerar el aprendizaje de conceptos como un proceso incremental de refinamientos sucesivos. El proceso de aprendizaje puede ser retomado ante la disponibilidad de nuevas observaciones, como una continuación de los procesos de aprendizaje anteriores. En este sentido, como cada definición está formada por un conjunto de reglas rebatibles, todas estas reglas interactúan entre sí y al momento de realizar un paso de refinamiento se necesita analizar cuidadosamente las consecuencias que este acarrea. En caso de ser posible, sería conveniente que los refinamientos

aplicados sean seleccionados de forma tal que sus consecuencias sean limitadas solo a efectos deseados. Por ejemplo, un refinamiento que elimina todos los conflictos presentes. Por esa razón se está estudiando qué criterios pueden utilizarse para obtener refinamientos adecuados en cada paso. Existe una gran variedad de propuestas, dentro de la Programación en Lógica Inductiva [NCd97, LD94, Bra90], que abordan el problema del aprendizaje incremental de conceptos en un esquema top-down y que podrían adaptarse al problema del aprendizaje de conceptos en el marco de la PLR.

Referencias

- [Bra90] BRATKO, I. *Prolog Programming for Artificial Intelligent*, second ed. Addison Wesley, 1990.
- [Del03] DELLADIO, T. Aprendizaje de conocimiento rebatible. *IX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación* (2003).
- [GS03] GARCÍA, A., AND SIMARI, G. Defeasible logic programming, an argumentative approach. *Theory and Practice of Logic Programming* (2003).
- [LD94] LAVRAC, N., AND DZEROSKI, S. *Inductive logic programming: Techniques and applications*, 1994.
- [NCd97] NIENHUYS-CHENG, S.-H., AND DEWOLF, R. *Foundations of Inductive Logic Programming*. Springer, 1997.