

Carlos García Braschi,
cgarcia@caramba.tid.es; Telefónica I+D
 José Carlos González Cristóbal,
 José Miguel Goñi Menoyo,
jgonzalez@dit.upm.es; jmg@mat.upm.es;
E.T.S.I. Telecomunicación, UPM

Sistema de Aprendizaje Basado en Explicaciones para Comprensión de Textos

Este trabajo ha sido financiado en parte por el Plan Nacional de I+D (CICYT), a través del proyecto *Arquitectura para Interfaces en Lengua-je Natural con modelado de Usuario* (TIC91-0217-C02-01).

Resumen: Este trabajo describe un sistema desarrollado para evaluar la utilidad de las técnicas de aprendizaje basado en explicaciones aplicadas a la comprensión de textos. Como punto de partida se toma la salida de un sistema de análisis que produce expresiones en lógica de predicados. El sistema de comprensión integra, entre otros, un módulo que construye modelos causales para los enunciados y acciones que componen la entrada (manteniendo un conjunto de esquemas estereotípicos candidatos para construir una explicación) y un módulo de aprendizaje, que determina cuándo un plan identificado es interesante, incorporándolo como nuevo esquema para la comprensión de futuras narraciones.

1. Introducción

No deja de ser llamativo que las técnicas desarrolladas en el campo del aprendizaje automático hayan encontrado tan escasa aplicación a problemas de procesamiento de lenguaje natural (en adelante, PLN). Cuando se habla de aprendizaje en estos sistemas, normalmente se hace referencia a mecanismos que permiten adquirir de forma semiautomática nuevo conocimiento léxico, sintáctico o semántico (en este caso, de bajo nivel). Para ello, estos sistemas deben clasificar adecuadamente e incorporar a su acervo aquellos patrones lingüísticos que no han podido reconocer en primera instancia. La importancia de estos mecanismos para desarrollar aplicaciones eficientes y robustas en el campo del PLN es ampliamente reconocida por todos los investigadores (véase como muestra el proyecto ACQUILEX [1]).

Así, una de las experiencias actuales más interesantes y mejor organizadas relativas a la comprensión de lenguaje natural es la de las conferencias MUC (*Message Understanding Conference*), promovidas por la agencia militar de investigación estadounidense DARPA. En ellas, sistemas desarrollados por distintos centros de investigación de universidades y empresas norteamericanas compiten públicamente en la realización de una misma tarea (hasta ahora, la comprensión de noticias sobre actos terroristas en Latinoamérica), habiendo recibido previa y simultáneamente idénticas colecciones de este tipo de narraciones para su entrenamiento. En las actas de las cuatro conferencias celebradas hasta la edición de este artículo (véase [7]) se describen múltiples módulos de adquisición, fundamentalmente de léxico. Pues bien, la tarea a realizar por los sistemas en liza en dichas conferencias consiste en rellenar una plantilla por noticia con una serie de datos relativos al incidente terrorista en cuestión: tipo, fecha, lugar, autores,

víctimas, etc. Como vemos, en estos sistemas, excelentes exponentes del estado del arte actual en comprensión de textos y muestra de esfuerzos que se cuentan entre lo más granado de la comunidad del PLN, el grado de comprensión que se baraja es más bien superficial.

Este trabajo se enmarca en una línea de investigación que va más allá de esa comprensión meramente superficial que se requiere en aplicaciones concretas para dominios muy restringidos o, más aún, en interfaces de lenguaje natural para sistemas informáticos. Lo que se pretende es la adquisición de conocimiento profundo para la comprensión de textos, fundamentalmente guiones o esquemas estereotípicos y planes de agentes. En particular, este artículo muestra una implementación de un sistema de comprensión para el español que hace uso de la técnica de aprendizaje basado en explicaciones (*Explanation-Based Learning*, en adelante EBL) en la línea sugerida por Schank [12] y muy especialmente por Mooney [10] en su sistema GENESIS. En lo que sigue, haremos una breve descripción de los algoritmos de aprendizaje basado en explicaciones (apartado 2) y de su uso para la comprensión de narraciones (apartado 3). El apartado 4 describe la arquitectura de nuestro sistema y, para terminar, se ofrecen algunas conclusiones preliminares y se presenta la orientación que se está dando a la continuación de este trabajo.

2. Aprendizaje basado en explicaciones

El campo del aprendizaje basado en explicaciones abarca un conjunto de técnicas de Inteligencia Artificial relativamente recientes [2, 6, 8] que permiten aprender conocimiento teórico en forma de reglas u operadores a partir de la explicación de una determinada propiedad de un ejemplo. Veamos una aplicación concreta a fin de aclarar los objetivos y la terminología. Supongamos que queremos enseñar a alguien a integrar. Normalmente comenzaríamos explicando las propiedades básicas de la integral (linealidad, integración por partes, regla de la cadena, cambios de variable y primitivas elementales). A continuación pasaríamos a explicar un conjunto de ejemplos de problemas de integración, resaltando cómo se aplican las propiedades anteriores a cada caso. EBL sigue un procedimiento análogo para aprender nuevos conceptos.

En EBL se parte de una *teoría del dominio* que describe cómo explicar la pertenencia a un determinado *concepto*. El objetivo es *aprender* un nuevo elemento de la teoría a partir de una generalización de la *explicación* de la pertenencia de un caso particular (*ejemplo*) al concepto mencionado. Normalmente, antes de generalizar la explicación se eliminan las partes demasiado particulares del caso, utilizando un *criterio de operatividad* que establece los términos en función de los

cuales se puede expresar la regla aprendida. A partir de esta idea se han propuesto diversos algoritmos con diferentes propósitos, cada uno poniendo énfasis en los elementos de mayor interés para dominios de aplicación particulares.

Así, en [4] se distinguen cuatro modos de utilización del algoritmo: la generalización justificada (que pone el énfasis en partir del ejemplo y obtener una generalización), la agrupación de operadores (agrupar los elementos de la teoría para formar una nueva regla), la operacionalización de conceptos (particularizar el concepto para obtener una especialización operativa) y la analogía justificada (en la que se obtiene una generalización justificada que sirve de analogía entre dos ejemplos).

Las reglas aprendidas con EBL son estrictamente explicables (deducibles) a partir de la teoría. Esto hace que la cantidad de conocimiento teórico que proporciona la teoría no aumente tras añadir las nuevas reglas. Sin embargo, se sigue denominando aprendizaje a estas técnicas porque la nueva teoría puede ser más eficiente que la original, en cuyo caso el conocimiento práctico accesible mediante elementos de computación limitados en el espacio y en el tiempo es mayor.

EBL constituye toda una familia de algoritmos. Dentro de los de aplicabilidad general podemos destacar EBG [6, 8] y EGGS [9], que fueron de los primeros en ser independientes del dominio. La principal diferencia entre ambos es que EBG está orientado a cláusulas de Horn, y EGGS permite operadores más genéricos con más de un consecuente. Recientemente se ha propuesto la familia de algoritmos EBL* [3], que permiten añadir nuevas reglas o hechos ciertos del dominio (para casos en los que la verdad de éstos no pueda cambiar por la adición de otros nuevos). En general, los pasos para obtener una nueva regla a partir de una explicación son:

- 1) Eliminar de la explicación todas aquellas inferencias u operadores que sean demasiado particulares, hasta que todos los nodos terminales de la explicación cumplan un conjunto de criterios dependientes de la aplicación, que suelen ser denominados criterios de operatividad.
- 2) Sustituir todas las reglas u operadores particularizados en la explicación por sus correspondientes operadores generalizados, manteniendo las conexiones de la explicación.
- 3) Por último, hallar la unificación más general entre todos los predicados de la explicación que deben ser iguales.

3. Comprensión de narraciones

Actualmente, la comprensión de un texto arbitrario por parte de una máquina es una tarea inabordable. Por ello se plantea como un primer paso hacia ese objetivo la comprensión de narraciones que traten temas restringidos y sencillos, en los que no es un problema conseguir un buen modelo (completo, consistente) del mundo tratado. En estos dominios, el principal problema es inferir las partes de la narración que no aparecen explícitamente, y establecer las conexiones causales y de otros tipos presentes entre las diferentes partes de la narración.

Supondremos que el modelo del mundo se compone de objetos cuyas propiedades son expresables mediante predica-

dos de lógica de primer orden. Las acciones posibles en estos mundos serán representadas como operadores que cambian el conjunto de predicados verdaderos que describen a todos los objetos del mundo. Dentro de los enfoques que pueden plantearse para la comprensión de narraciones, los más investigados son los que utilizan esquemas y los que utilizan planes.

En la comprensión mediante esquemas [10], se posee un conjunto de planes predefinidos estereotípicos para obtener objetivos considerados comunes en el dominio que se trata. A estos planes se les denomina esquemas, y permiten explicar todas las acciones y estados que en ellos ocurren. Cuando se observan en la narración partes de un esquema, podemos tratar de averiguar el conocimiento que falta. El problema en este caso es determinar cuáles de los esquemas que poseemos son aplicables a una determinada narración, y no suponer esquemas erróneos.

En la comprensión mediante planes [13], los hechos y acciones de la narración se encajan en planes construidos mediante un programa planificador. Así se puede calcular cuál de los posibles planes de los agentes requiere el mínimo número de suposiciones para coincidir con los hechos y las acciones de la narración. Una vez conocidos los planes de todos los agentes que intervienen en la narración, se tiene una explicación completa de las motivaciones de todas las acciones efectuadas, sus consecuencias, etc. El problema aquí es el crecimiento exponencial del espacio de búsqueda.

Estos dos métodos son en cierta medida complementarios. La comprensión basada en esquemas es muy adecuada en situaciones repetitivas y comunes, en las que un conjunto finito de esquemas puede servir para explicar una gran parte de las narraciones. Por otro lado, la comprensión basada en planes es la única posibilidad para poder comprender narraciones con situaciones nuevas, nunca vistas con anterioridad. Resulta interesante, por tanto, tratar de combinar ambos métodos. El aprendizaje basado en explicaciones es aplicable en este contexto para obtener esquemas nuevos a partir de planes que han tenido éxito y que sean susceptibles de volver a aparecer en narraciones futuras [12].

4. Descripción de un sistema experimental

La figura 1 presenta un esquema del sistema desarrollado. Sus partes básicas son:

1. Un **subsistema de comprensión** que construye modelos causales para los enunciados y acciones que componen la narración de entrada, mantiene un conjunto de esquemas candidatos para ser añadidos a la explicación y señala cuándo un plan puede ser un candidato para derivar de él un nuevo esquema.
2. Un **subsistema de aprendizaje** que determina si un plan reúne los requisitos para ser la base de un nuevo esquema y, en su caso, lo procesa para añadirlo al conjunto de esquemas que posee para explicar narraciones.
3. Un **subsistema de interrogación** que permite extraer del modelo causal creado por los otros procesos las respuestas a preguntas efectuadas por el usuario sobre la comprensión que el sistema tiene de la narración.

Además de estos elementos, aparece en el diagrama la interfaz de interacción con el usuario y un motor de inferencia, que permite aumentar los enunciados conocidos por el sistema mediante reglas de inferencia. De este modo, disminuye el número de hechos que es preciso almacenar. El sistema, al iniciarse, carga una descripción de un universo del discurso, y a continuación permite procesar narraciones en ese contexto, respondiendo a preguntas sobre la comprensión alcanzada.

4.1 Representación del universo del discurso

Para representar los universos del discurso se siguen los convenios antes mencionados: todos los objetos se describen por un conjunto de enunciados en lógica de predicados de primer orden que describen su estado y sus características identificativas (atributos). Los objetos, sus estados y sus atributos están integrados en jerarquías de abstracción, lo que permite hacer deducciones de generalización y particularización.

Los esquemas que reflejan las acciones sucedidas en una narración se representan en una notación similar a la del sistema STRIPS [5]. Cada esquema tiene un conjunto de enunciados (antecedentes) que deben ser ciertos para que la acción se ejecute y otro conjunto de enunciados (consecuencias) que son ciertos tras su ejecución. A diferencia de los operadores de STRIPS (que incluyen listas separadas para los enunciados añadidos y para los eliminados), aquí los que resultan verdaderos borran implícitamente a sus negados, por lo que sólo hace falta una lista. Esto permite tener precondiciones negadas que se pueden consultar directamente a la base de hechos. Los antecedentes de los esquemas incluyen restricciones (enunciados sobre los objetos cuyos valores de verdad no pueden cambiar por la ejecución de una acción) y motivaciones (enunciados sobre estados mentales de los agentes de la narración, que proporcionan información sobre las razones por las que un agente hace algo a la hora de responder a las preguntas de los usuarios sobre la comprensión de una narración).

4.2 Subsistema de comprensión

El subsistema de comprensión desarrollado combina los en-

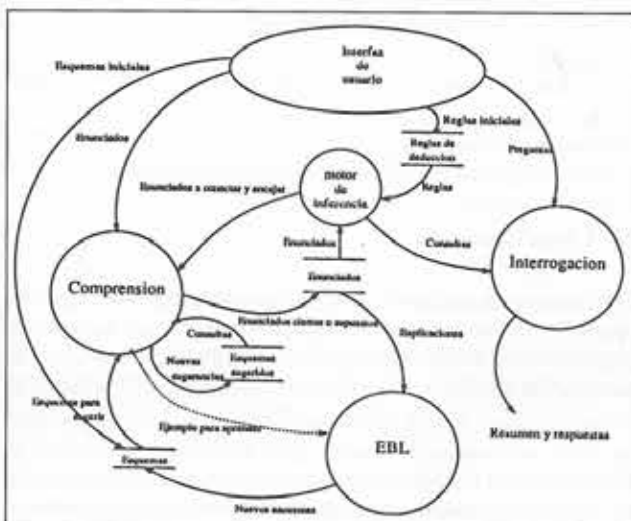


Figura 1. Estructura del sistema experimental

foques basados en esquemas y en planes. En primer lugar se intenta explicar los hechos observados mediante los esquemas disponibles y, si eso falla, se intenta una versión limitada de la comprensión mediante planes. En ese caso, simplemente se intenta conectar los consecuentes de las acciones con las precondiciones de otras, o con otros hechos observados, sin intentar deducir hechos o acciones intermedios, evitando así una búsqueda que es combinatoriamente explosiva.

Para efectuar la comprensión mediante esquemas (ver algoritmo en la figura 2), la selección de los que se añaden a la historia se hace en dos fases. En la primera, un esquema se dice que está 'sugerido', cuando alguna de sus partes más importantes ha sido observada. Para cada acción o hecho nuevo que no encaja en los esquemas actuales, se consulta una base de relaciones de sugerencia, para ver si ese hecho es una parte importante de algún esquema. Todos los esquemas así obtenidos se añaden al conjunto de esquemas sugeridos. Estos pasan a añadirse a la representación de la narración cuando todos sus componentes pueden formar parte de la narración o pueden suponerse.

4.3 Subsistema de aprendizaje

Cuando un plan creado a partir de una narración parece suficientemente interesante como para ser añadido a la colección de esquemas, es sometido al proceso de aprendizaje para añadirlo como un nuevo esquema reconocido por el sistema. El proceso de generalización se compone de varios procesos que son aplicados consecutivamente a la explicación proporcionada por el sistema de comprensión. Los criterios que señalan a un plan como 'interesante', son los siguientes:

- 1) La explicación debe conseguir un objetivo considerado temático para un determinado agente. Un objetivo temático es el que no depende de otros para su justificación, es decir, se trata de los objetivos que guían el comportamiento de los agentes.
- 2) La explicación de mayor nivel de abstracción (se eliminarán todas sus particularizaciones al generalizar) que consigue el objetivo temático debe componerse de más de un esquema.
- 3) Todas las acciones que llevan a la consecución del objetivo temático deben estar de alguna manera controladas por el agente cuyo objetivo se consigue. Para esto, todas las acciones cuyo agente sea otro, deben tener al menos una precondición directa o indirectamente causada por ese agente.

Para cada hecho de entrada
Si *i* es una acción
Entonces ProcesarAcción (*i*)

Procedimiento ProcesarHecho (*i*)
Si *i* no está ya entre los hechos conocidos
Afirmar (*i*)
EncajarEnEsquemasSugeridos (*i*)
Si no lo hemos conseguido encajar en ninguno
Si *i* es objetivo temático de un agente
Ejecutar procedimiento aprendizaje

Procedimiento ProcesarAcción (*i*)
Afirmar (*i*)
EncajarEnEsquemasSugeridos (*i*)
Si no lo hemos conseguido encajar en ninguno
Si *i* no logra un objetivo temático de agente
SugerirEsquemas (*i*)
EncajarEnEsquemasSugeridos (*i*)
Si no lo hemos conseguido encajar en ninguno
Conectarlo con otros hechos

Figura 2. El procedimiento de comprensión

4.4 Subsistema de respuestas

Por último, y dado que realmente la efectividad de un sistema de comprensión no está demostrada si no es visible que ha entendido la narración, existe un subsistema de interrogación que permite responder a preguntas acerca de las narraciones basándose en el modelo causal construido. Este es capaz de responder a preguntas acerca de la causalidad (porqué) de acciones y hechos y acerca del estado de la narración, así como de resumir la narración observada. Para mostrar las causas de los hechos, se muestran las acciones que los han producido. Mediante consulta al estado de la narración, el sistema puede responder si un determinado enunciado es verdadero y, si ese enunciado tiene variables, puede decir el valor que toman. Por tanto, es capaz de responder a preguntas de falsedad-verdad y de referente. Por último, como resumen de la narración, muestra al usuario lo más relevante del modelo causal construido.

5. Un ejemplo de comprensión de una historia

Veamos un sencillo ejemplo que muestra algunas posibilidades del sistema. Es el procesamiento de una historia que guarda gran similitud con el cuento del flautista de Hamelín (se ha alterado el final para ilustrar mejor la capacidad del sistema). En las figuras 3a y 3b se puede ver la versión en lenguaje natural de la historia, junto con su versión en la representación utilizada. El sistema nos indica que ha aprendido un esquema como resultado de la interpretación de la historia anterior. Este esquema se ha aprendido generalizando la secuencia de acciones compuesta por la reclamación de la recompensa y la entrega de la recompensa. Veremos más tarde la estructura del esquema aprendido, y su aplicación dentro de la misma historia para comprender alguna parte de ella. Primero veamos qué es lo que le ha permitido deducir la aplicación de este esquema. Para ello podemos preguntar quién tiene al final la flauta, y el sistema responde que no es Juan.

```
>(consulta(tener jua n flauta1))
(NO(TENER JUAN FLAUTA1))
```

Esto es consecuencia de que el sistema ha deducido que el flautista le dio la flauta al alcalde, como resultado del uso del esquema PEDIRDAR que ha aprendido. Esto se puede averiguar si le preguntamos por qué no tiene la flauta el flautista, a lo que el sistema responde que porque se la ha dado al alcalde.

```
>(porque(no(tener jua n flauta1)))
(PORQUE((PEDIRDAR RODRIGO JUAN FLAUTA1)
(DAR JUAN FLAUTA1 RODRIGO))
(NO(TENER JUAN FLAUTA1)))
```

En este caso se ha aprendido un esquema elemental para conseguir algo: se pide esa cosa a alguien que la tenga y éste puede entregarla. Se le da el nombre PEDIRDAR, combinación de los nombres que forman el esquema. Gracias a este esquema, cuando se procesa la narración, se deduce que ha sucedido la acción dar que transmite la flauta del flautista al alcalde, pues se conocen todos sus antecedentes y consecuentes dentro del esquema aprendido. La estructura del esquema es:

```
#S(ESQUEMA ESTRUCTURA1=(PEDIRDAR ?SUJETO123 ?CI125 ?CD124
DOCUMENTACION "Sujeto pide CD a CI Transmision de objetos"
PRECONDICIONES((TENER ?CI125 ?CD124))
RESTRICCIONES((SER ?CI125 AGENTE)(SER ?SUJETO123 AGENTE)
(SER ?CD124 TRANSMISIBLE)(SER ?SUJETO123 PERSONA)
(SER ?CI125 PERSONA))
MOTIVACIONES((QUERER ?SUJETO123 ?CD124))
EFECTOS((SABER ?CI125 (QUERER ?SUJETO123 ?CD124))
(NO(TENER ?CI125 ?CD124))(TENER ?SUJETO123 ?CD124))
EXP-SUBACCIONES((PEDIR ?SUJETO123 ?CD124 ?CI125)
(DAR ?CI125 ?CD124 ?SUJETO123)))
```

Antes el sistema ha contestado que el flautista había entregado la flauta al alcalde. Ahora podemos seguir averiguando porqué, e interrogando al sistema hasta llegar al objetivo temático, que en este caso es que el flautista consiga dinero.

```
>(porque(dar jua n flauta1 rodrigo))
(PORQUE((SABER JUAN (QUERER RODRIGO FLAUTA1)))
(DAR JUAN FLAUTA1 RODRIGO))
>(porque(saber jua n (querer rodrigo flauta1)))
(PORQUE((PEDIRDAR RODRIGO JUAN FLAUTA1)
(PEDIR RODRIGO FLAUTA1 JUAN))
(SABER JUAN (QUERER RODRIGO FLAUTA1)))
>(porque(pedir rodrigo flauta1 jua n))
(PORQUE((QUERER RODRIGO FLAUTA1))
(PEDIR RODRIGO FLAUTA1 JUAN))
>(porque(encantar rodrigo jua n ?con ?para))
(PARA((ESTAR-ENCANTADO JUAN)(NO(ESTAR-EN JUAN HAMELIN))
(ESTAR-EN JUAN ?OTRO-SITIO-PERO-OTRO))
(ENCANTAR RODRIGO JUAN FLAUTA1 (IR HAMELIN)))
>(porque(ofrecer jua n ?algo rodrigo))
(PORQUE((QUERER JUAN (DAR RODRIGO DINERO1 JUAN))
(OFRECE R JUAN(NO(ESTAR-EN RATONES HAMELIN))RODRIGO))
```

El sistema puede también responder a otro tipo de preguntas, de referente o de falsedad-verdad.

```
>(porque(encantar jua n ratones ?con ?para))
(PARA((ESTAR-ENCANTADO RATONES)
(NO(ESTAR-EN RATONES HAMELIN))
(ESTAR-EN RATONES ?OTRO-SITIO))
(ENCANTAR JUAN RATONES FLAUTA1
(IR RATONES HAMELIN ?OTRO-SITIO)))
>(consulta(tener ?quien Dinero1))
(TENER JUAN DINERO1)
ANTECEDENTES(DAR RODRIGO DINERO1 JUAN)
```

6. Conclusiones

Este trabajo describe un sistema ya implementado de comprensión de narraciones mediante aprendizaje basado en explicaciones. Dicho sistema está actualmente en proceso de integración con otros dos realizados en paralelo. El primero de ellos, de análisis de textos en español, producirá las descripciones de nivel semántico necesarias para alimentar al sistema de comprensión y formará parte asimismo del interfaz de consulta. El segundo, un sistema de generación, producirá respuestas en lenguaje natural a las preguntas de los usuarios del sistema

sobre la comprensión del texto alcanzada por el sistema. Estos sistemas forman parte de la arquitectura ARIES, un proyecto conjunto de los departamentos de Ingeniería de Sistemas Telemáticos y Matemática Aplicada a las TT.II. de la E.T.S.I. de Telecomunicación de Madrid.

El sistema de comprensión, implementado en LISP sobre SUN-4, ha sido probado sobre ejemplos académicos, en particular para la comprensión de historias infantiles. Los resultados obtenidos hasta el momento son prometedores y han afianzado nuestra confianza en la capacidad de EBL como complemento de otros mecanismos de comprensión. En estos momentos, nuestros esfuerzos relacionados con este tema están orientados en cuatro frentes:

1. La efectividad de estas técnicas podría verse reducida en dominios menos restringidos. En este sentido, continuamos incrementando la cobertura léxica, sintáctica y semántica de nuestros analizadores, de manera que podamos tender paulatinamente hacia el uso de estos métodos de comprensión en aplicaciones de tamaño real.

2. Los formalismos empleados para la representación de conocimiento semántico están basados en lógica de predicados. En este sentido, deseamos realizar nuevas versiones empleando formalismos estructurados, fundamentalmente marcos.

3. Las técnicas de aprendizaje basado en explicaciones están experimentando continuos avances que se traducen en nuevas familias de algoritmos. Procede un estudio en profundidad de los algoritmos propuestos hasta la fecha y la caracterización de su utilidad en procesamiento de lenguaje natural.

4. Por último, hemos visto proponer el uso de EBL en sistemas de análisis de lenguaje [11]. La idea es sustituir el procesamiento léxico, sintáctico y (parcialmente) semántico convencionales por reglas aprendidas mediante EBL. Esta técnica resulta útil por ejemplo en interfaces de lenguaje natural, donde los usuarios suelen autolimitarse a una serie de expresiones fijas que, por intuición o experiencia, suponen que deben funcionar. Los resultados publicados parecen alentadores, siendo nuestro deseo explorar también esta vía en el futuro.

Referencias

[1] A. Copestake. The ACQUILEX LKB: representation issues in semi-automatic acquisition of large lexicons. *Proceedings of the Third Conference of Applied Natural*

Rodrigo era alcalde de Hamelín. Había ratones en Hamelín. Rodrigo quería que no hubiese ratones en Hamelín. Juan era flautista. Juan tenía una flauta. La flauta era mágica. Juan ofreció a Rodrigo que no hubiera ratones en Hamelín. Rodrigo aceptó dar dinero a Juan a cambio de que no hubiese ratones en Hamelín. Juan encantó a los ratones con la flauta para que se fuesen de Hamelín. Juan le pidió el dinero al alcalde. Rodrigo le dio el dinero a Juan. El alcalde le pidió un momento la flauta a Juan. Así, el alcalde encantó al flautista para que se fuese de la ciudad

Figura 3a. La historia del flautista en español

Language Processing", Association for Computational Linguistics, Trento (Italy), 1992.

[2] DeJong and R. Mooney. "Explanation-Based Learning: An alternative view". *Machine Learning*, 1(2): 146-176, 1986.

[3] C. Elkan and A. Segre. "A provably complete family of EBL Algorithms". Technical Report, Dept. of Computer Science, University of Toronto, 1991.

[4] T. Ellman. "Explanation-Based Learning: A Survey of Programs and Perspectives". *ACM Computing Surveys*, 21(2): 164-221, June 1989.

[5] R.E.Fikes, P.E. Hart and N.J. Nilsson. Learning and Executing Generalized Robot Plans. *"Artificial Intelligence"*, 3(4): pp.251-288, 1972.

[6] S.T. Kedar-Cabelli and L.T.McCarthy. "Explanation-Based Generalization as Resolution Theorem Proving". Proc. 1987 Int. Workshop on Machine Learning, Irvine, CA, pp. 383-389, June 1987.

[7] W. Leherter and B. Sundheim. "A Performance Evaluation of Text-Analysis Technologies". *AI Magazine*, 12(3): 81-94, 1991.

[8] T.M.Mitchell, R.M. Keller and S.T. Kedar-Cabelli. "Explanation-Based Learning: A unifying view". *Machine Learning*, 1 (1): 47-80, 1986.

[9] R.J. Mooney and S.W. Bennet. "A domain independent explanation-based generalizer". Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning. Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, pp. 681-687, 1986.

[10] R.J. Mooney. "A General Explanation-Based Learning Mechanism and its Application to Narrative Understanding". Lawrence Erlbaum, Hillsdale, N.J., 1990.

[11] M. Rainer and C. Samuelsson. "Using Explanation-Based Learning to Increase Performance in Large-Scale NL Query System". Proceedings of the 3rd DARPA Workshop on Speech and Natural Language. Morgan Kaufmann, 1990.

[12] R.C. Schank and D.B. Leake. "Creativity and learning in a case-based explainer". *Artificial Intelligence*, 40 (1-3): 353-385, September 1989.

[13] R. Wilensky. "Planning and Understanding". A Computational Approach to Human Reasoning. Addison-Wesley, 1983.

```
> (procesar 'historia')
(SER RODRIGO ALCALDE HAMELIN
(ESTAR-EN RATONES HAMELIN)
(QUERER RODRIGO (NO (ESTAR-EN RATONES HAMELIN)))
(SER JUAN FLAUTISTA)
(TENER JUAN FLAUTA1)
(SER FLAUTA1 INSTRUMENTO-MUSICAL)
(SER-ATRIBUTO FLAUTA1 MAGICO)
(OFRECECER JUAN (NO (ESTAR-EN RATONES HAMELIN))) RODRIGO
)
(ACEPTA-A CAMBIO-DE RODRIGO (DAR RODRIGO DINERO1 JUAN)
(NO (ESTAR-EN RATONES HAMELIN)))
(SER DINERO1 VALIOSO)
(ENCANTAR JUAN RATONES (CON FLAUTA1)
(IR RATONES HAMELIN ? OTRO-SITIO))
(RECLAMAR JUAN DINERO1 RODRIGO)
(PAGAR RODRIGO DINERO1 JUAN)

Aprendido un esquema de nombre PERDIDAR
(PEDIR RODRIGO FLAUTA1 JUAN)
(ENCANTAR RODRIGO JUAN (CON FLAUTA10) (IR HAMELIN))
```

Figura 3b. La misma historia procesada