

Estela Saquete, Óscar Ferrández, Patricio Martínez-Barco y Rafael Muñoz

Dept. de Lenguajes y Sistemas Informáticos (Universidad de Alicante)

Carretera San Vicente s/n 03690 Alicante España

{stela,ofe,patricio,rafael}@dlsi.ua.es

Resumen: Este artículo presenta la extensión automática del sistema TERSEO a otras lenguas combinada con el uso de técnicas basadas en Aprendizaje Automático (AA). En concreto, en este artículo se trabaja en el reconocimiento de expresiones temporales para el italiano y se han probado dos técnicas diferentes de AA: un modelo de Máxima Entropía y modelos ocultos de Markov. Cada sistema ha sido evaluado tanto de manera independiente como de manera combinada con la finalidad de analizar si el sistema combinado mejora los resultados de los sistemas independientes sin incrementar el número de expresiones erróneas en el mismo porcentaje. El sistema TERSEO fue combinado previamente con técnicas de AA para el inglés, obteniendo en ese caso buenos resultados. En este artículo, la combinación del reconocimiento de TERSEO con el reconocimiento del sistema de AA ha sido evaluada para el italiano. La combinación de TERSEO con diferentes técnicas de AA ha sido evaluada obteniendo resultados satisfactorios, sobre todo, teniendo en cuenta que la extensión automática de TERSEO al italiano no ha sido supervisada manualmente y el proceso se ha realizado de manera completamente automática.

Palabras clave: información temporal, reconocimiento de expresiones temporales, aprendizaje automático, adquisición automática del conocimiento

Abstract: This paper presents the automatic extension of TERSEO system to other languages combined with the use of Machine Learning (ML) techniques. In particular, in this paper, Italian temporal expression recognition is treated and two different ML techniques have been proven: Maximum Entropy Model and Hidden Markov Model. Every system has been evaluated independently and combined afterwards in order to analyze if the system is improving the results in the combination without increasing the number of erroneous expressions in the same percentage. TERSEO system was previously combined with ML techniques for English obtaining good results. In this paper, TERSEO plus ML has been evaluated for Italian. When TERSEO system is combined with different ML techniques, the results are quite successful, taking into account that the automatic extension of TERSEO system for Italian has not been manually supervised and the whole process has been automatically performed

Keywords: temporal information, temporal expression recognition, machine learning, automatic acquisition of knowledge

1. Introducción

Dentro del campo del Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), existe una tarea que cobra cada día más importancia: el reconocimiento y resolución de expresiones temporales en textos escritos. La razón de su im-

portancia es que el análisis de la información temporal puede ser utilizado en múltiples aplicaciones finales como son la Búsqueda de Respuestas Temporal, la realización de resúmenes, la ordenación de eventos, etc.

Además, otro factor que también se considera fundamental en el PLN es que los sistemas sean capaces de trabajar a un nivel multilingüe, siendo de esta forma sistemas independientes de la lengua. El interés por

* Esta investigación ha sido parcialmente financiada bajo el proyecto CICYT número TIC2003-07158-C04-01. Agradecemos al grupo del IRST su ayuda con el italiano (M. Negri, M. Speranza y R. Sprugnoli).

la multilingüidad se puede ver claramente en la gran cantidad de conferencias y foros internacionales dedicados a la misma, entre los cuales destacamos the European Cross-Language Evaluation Forum¹ (CLEF).

A la hora de reconocer y normalizar expresiones temporales existen dos posibles aproximaciones a aplicar: sistemas basados en conocimiento o reglas y sistemas basados en aprendizaje automático. Una clara perspectiva de la situación nos la ofreció la primera competición relacionada directamente con este tema y celebrada en 2004: Time Expression Recognition and Normalization Workshop (TERN 2004²). Al observar los resultados de dicha competición se aprecia claramente que los sistemas de Aprendizaje Automático (AA) obtienen muy buenos resultados para el reconocimiento de las expresiones, pero, sin embargo, la tarea de la normalización utilizando técnicas de AA es todavía materia pendiente de resolución, siendo, en este caso los sistemas basados en reglas una solución eficiente.

Sin embargo, la dificultad de migrar los modelos de una lengua a otras lenguas o dominios es una de las principales desventajas de las aproximaciones basadas en reglas con respecto a las aproximaciones basadas en corpus. Éstas últimas se pueden extender muy fácilmente a otras lenguas simplemente aprendiendo de un nuevo corpus, mientras que los sistemas basados en reglas necesitan redefinir el conjunto de reglas manualmente, adaptándolas a la nueva lengua. Esto es una tarea muy costosa y que requiere la definición de una gran cantidad de reglas partiendo de cero. Debido a esto, en trabajos previos, se ha presentado una aproximación que permite extender de forma automática un sistema basado en reglas capaz de reconocer y resolver expresiones temporales para una determinada lengua. Para ello se ha utilizado el sistema TERSEO como base (Saquete, Muñoz, y Martínez-Barco, 2005), donde el modelo de reconocimiento de expresiones es dependiente de la lengua, mientras que el modelo de normalización de expresiones es completamente independiente de la lengua. La aproximación propuesta es capaz de aprender automáticamente el modelo de reconocimiento para la nueva lengua y ajustar posteriormente las reglas de normalización adecuadas para cada

elemento del modelo de reconocimiento.

El objetivo final de este artículo es describir como se ha combinado esta extensión automática del sistema con técnicas de AA para el reconocimiento de expresiones, y de esta forma obtener mejores resultados de precisión y cobertura en la tarea de reconocimiento. Se muestra la evaluación realizada para la extensión del sistema al italiano y se comparará con los resultados obtenidos para el inglés. La diferencia en las extensiones de ambas lenguas radica en que la extensión automática del sistema TERSEO para el inglés fue posteriormente supervisada de manera manual, mientras que para el italiano no ha sido supervisada. Por ello, se obtienen unos resultados algo menores que para el inglés, pero, a pesar de esto, altamente satisfactorios.

El artículo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 2 se describe brevemente el proceso de extensión del sistema TERSEO a otras lenguas, la Sección 3 explica el procedimiento de combinación de TERSEO con AA, la siguiente sección define la evaluación de las diferentes combinaciones de TERSEO con las técnicas de AA, así como la comparación de los resultados de F-Medida obtenidos para el inglés y para el italiano, y finalmente se presentan las conclusiones y el trabajo futuro que se pretende desarrollar en esta línea de investigación.

2. Experimentos para el reconocimiento temporal

2.1. TERSEO Multilingüe

El sistema TERSEO fue desarrollado en un primer momento como un sistema basado en reglas, específico para el castellano y capaz de reconocer expresiones temporales en textos escritos y posteriormente normalizar dichas expresiones de acuerdo a un modelo temporal propuesto (Saquete, 2005), y que además es compatible con el estándar de anotación definido por ACE para las expresiones temporales (Ferro et al., 2005).

La arquitectura del sistema TERSEO se muestra en la Figura 1. El primer paso será el reconocimiento de las expresiones de los textos, para ello, los textos son anotados con información léxica y morfológica por medio de un PoS-tagger (Carmona et al., 1998) y esta información es la entrada de un analizador temporal. Este analizador está implementado utilizando una técnica ascendente (analizador

¹<http://www.clef-campaign.org/>

²<http://timex2.mitre.org/tern.html>

chart) (Saquete, Martínez-Barco, y Muñoz, 2002) y está basado en una gramática temporal propia definida dentro del modelo temporal. Una vez que el analizador reconoce las expresiones temporales en el texto, éstas son introducidas en la unidad de resolución para el proceso de normalización, la cual actualiza el valor de la misma con una fecha o periodo concreto de acuerdo a la fecha de referencia de dicha expresión y con esta información se genera una etiqueta XML con la que se anota la expresión en el texto. Finalmente, usando estas etiquetas como la entrada de la unidad de ordenación de eventos, el texto ordenado será devuelto como salida del sistema.

Es importante destacar que la unidad de resolución utiliza un motor de inferencia para resolver las expresiones temporales. Este motor explota una unidad central (la unidad TER-ILI), que contiene el conjunto de reglas de resolución. A diferencia de lo que ocurre en la fase de reconocimiento, las reglas de resolución son independientes de la lengua y serán comunes para los diferentes conjuntos de reglas de reconocimiento que contenga el sistema TERSEO multilingüe.

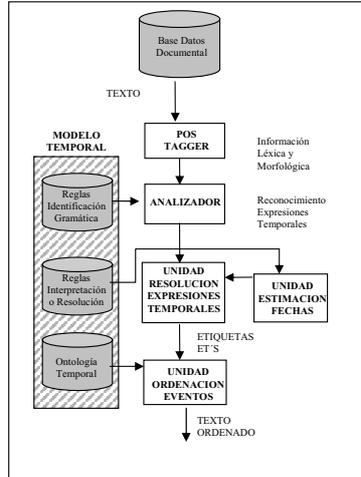


Figura 1: Representación gráfica de la arquitectura de TERSEO

Posteriormente, TERSEO fue extendido a otras lenguas mediante un proceso automático de creación de modelos temporales para dichas lenguas, utilizando como base los modelos definidos previamente, evitando de esta forma el costoso trabajo de la definición manual de un modelo basado en reglas escrito

desde el principio.

El primer paso de la extensión de TERSEO fue la extensión del sistema al inglés, y el modelo para esta lengua fue obtenido automáticamente del modelo en castellano, a través de la traducción automática de las reglas del castellano al inglés. La traducción automática se realizó desarrollando una plataforma que utilizaba diversos traductores automáticos disponibles para el inglés y asociaba a la traducción la misma regla de resolución que tenía la expresión en la lengua origen. Para depurar las traducciones se utilizó Google, de forma que, si la expresión colocada como cadena exacta de búsqueda en Google no devolvía ningún resultado, la expresión traducida era considerada errónea y eliminada. El sistema resultante fue evaluado y obtuvo buenos resultados tanto de precisión (P) como de cobertura (R) para las tareas de reconocimiento y normalización (Saquete, Martínez-Barco, y Muñoz, 2004). Posteriormente, se realizó una supervisión manual del modelo temporal para el inglés.

Para el caso de la extensión al italiano, se desarrolló un nuevo procedimiento más completo que era capaz de explotar, por un lado los modelos ya existentes para el inglés y para el castellano, y por otro lado, un corpus en italiano en el que estaban anotadas las expresiones temporales. Estas dos fuentes fueron combinadas y utilizadas para obtener el modelo temporal para el italiano. La razón de considerar tanto el modelo previo en castellano como el modelo en inglés para la extensión del sistema fue el hecho de que ambos modelos se complementan mutuamente. Por un lado, el modelo en español fue definido de manera manual, y obtenía muy buenos resultados de precisión para el reconocimiento (88%), y por otro lado, los traductores automáticos disponibles inglés-italiano realizan traducciones más precisas que los existentes para castellano-italiano. Es importante destacar que la extensión del sistema TERSEO al italiano no ha sido supervisada manualmente, por lo que la comparación de los resultados finales de los sistemas de inglés e italiano es interesante para determinar si la extensión completamente automática es lo suficientemente eficiente como para su utilización.

2.2. Aproximaciones de AA para el Reconocimiento Temporal

La tarea de reconocimiento de expresiones temporales, también puede ser desarrollada usando técnicas de AA consiguiendo buenos resultados. En esta sección, presentamos dos aproximaciones de AA utilizadas en nuestros experimentos.

El primer paso que tuvimos que realizar para poder aplicar las técnicas de AA al reconocimiento de expresiones temporales fue adaptar los corpus para el aprendizaje de los algoritmos. El corpus en italiano utilizado para el entrenamiento y la posterior evaluación de los sistemas ha sido el corpus I-CAB, creado como parte del proyecto ONTOTEXT³.

En el corpus, las expresiones temporales están etiquetadas con estilo xml mediante etiquetas TIMEX2, como puede verse en el siguiente ejemplo:

```
Che <TIMEX2> ieri </TIMEX2> è
rientrato in Italia dopo <TIMEX2>
4 mesi </TIMEX2> in Iraq.
```

Para nuestra adaptación, las frases han sido representadas token a token y a su vez, las expresiones temporales se han etiquetado usando el conocido modelo BIO. Este modelo consiste en asignar a cada token una etiqueta dependiendo de si corresponde al inicio de una expresión temporal (etiqueta B), se encuentra dentro de la expresión temporal (etiqueta I) o por el contrario no es considerado como una expresión temporal (etiqueta O). El siguiente ejemplo muestra la transformación de la frase del ejemplo anterior al esquema BIO utilizado por nuestros algoritmos de AA:

```
Che O ieri B-TE è O rientrato O
in O Italia O dopo O 4 B-TE
mesi I-TE in O Iraq O . O
```

Modificado y adaptado el corpus para nuestros algoritmos de AA, el siguiente paso es aplicar los algoritmos de clasificación. Para nuestros experimentos, hemos utilizado dos algoritmos: Máxima Entropía y Modelos Ocultos de Markov. En los siguientes párrafos se comentan con más detalle cada algoritmo individualmente.

³<http://tcc.itc.it/projects/ontotext>

2.2.1. Modelo de Máxima Entropía

Los modelos basados en el principio de Máxima Entropía (ME) definen funciones de clasificación a partir de un conjunto de ejemplos de entrenamiento previamente etiquetados. Un modelo de ME estima las probabilidades basándose en el principio de hacer las menos suposiciones posibles. La distribución de probabilidad que satisface la propiedad anterior es aquella con mayor entropía (Ratnaparkhi, 1998).

Un clasificador obtenido por medio de una técnica de Máxima Entropía consiste en un conjunto de parámetros o coeficientes los cuales son estimados usando un procedimiento de optimización. Cada coeficiente es asociado con una de las características observadas en el corpus de entrenamiento. El principal objetivo es obtener la distribución de probabilidad que maximice la entropía.

El modelo de Máxima Entropía utilizado hace uso de predicados contextuales y atributos. Dado un conjunto de posibles contextos B y un conjunto de clases A , el conjunto de entrenamiento aparecería como el siguiente: $T = (a_1, b_1), \dots, (a_N, b_N)$ estando $a_i \in A$ y $b_i \in B$. Los predicados contextuales tienen la siguiente forma $cp : B \rightarrow 0, 1$ y los atributos muestran valores booleanos (cierto o falso) para los pares de clase y contexto: $f : Ax B \rightarrow 0, 1$. Para tal objetivo, se define la fórmula 1.

$$f_{cp,a'}(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{if } a=a' \text{ and } cp(b)=1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

Para el conjunto de probabilidades, se usa un modelo exponencial con parámetros α_j para cada característica f_j , como se muestra en la fórmula 2.

$$p(a|b) = \frac{1}{Z(b)} \prod_{j=1}^K \alpha_j^{f_j(a,b)} \quad (2)$$

En nuestros experimentos, hemos utilizado el algoritmo de ME desarrollado en la aplicación ACOPOST⁴ (Schröder, 2002). Esta aplicación consta de cuatro de los más populares algoritmos de AA, y aunque originalmente los algoritmos implementados poseen funcionalidad de PoS-tagger han sido adaptados para el reconocimiento de expresiones temporales.

⁴<http://acopost.sourceforge.net/>

2.2.2. Modelos Ocultos de Markov

Un Modelo Oculto de Markov (HMM), es definido como un modelo estadístico donde el sistema es modelado mediante un proceso de Markov con parámetros desconocidos. El reto del modelo es encontrar dichos parámetros desconocidos a partir de los parámetros observados previamente.

Podríamos considerar un HMM como un autómata finito con una función probabilística, en el que cada estado posee una distribución de probabilidad sobre los posibles símbolos de un determinado alfabeto que puede emitir. Por lo tanto, observando la secuencia de símbolos que es generada por un HMM nos sería imposible deducir cuál ha sido la secuencia de estados por la que el modelo ha transitado, de ahí su denominación de oculto. El modelo nos maximiza la probabilidad de haber emitido la secuencia de símbolos observada en función de las distribuciones de probabilidad de cada estado, esto lo consigue mediante el algoritmo de Viterbi. En nuestro caso, sea T definido como el conjunto de todas las etiquetas, y Σ el conjunto de todas las expresiones temporales. Dada una secuencia de expresiones temporales $W = w_1 \dots w_k \in \Sigma^*$, es buscada una secuencia de etiquetas $T = t_1 \dots t_k \in T^*$ que maximice la probabilidad condicional $p(T|W)$, por lo tanto consiste en encontrar

$$\arg \max_T p(T|W) = \arg \max_T \frac{p(T)p(W|T)}{p(W)} \tag{3}$$

como $p(W)$ es independiente de la secuencia de etiquetas elegida, entonces es suficiente con

$$\arg \max_T p(T)p(W|T). \tag{4}$$

Para nuestros experimentos hemos utilizado el modelo de Markov tal y como está implementado en la aplicación mencionada anteriormente ACOPOST (Schröder, 2002).

3. TERSEO combinado con AA

Como experimento final y con el principal objetivo de mejorar los resultados actuales de la extensión automática de TERSEO en la tarea de reconocimiento de expresiones temporales, se ha realizado la combinación del reconocimiento de dicha extensión con el reconocimiento realizado por un sistema de AA. Con ello, se pretende obtener un mayor número de expresiones correctas (CORR) y

un menor número de expresiones no reconocidas (MISS). Sin embargo, es necesario evaluar a su vez que los errores introducidos por el sistema de AA (INCO y SPUR) no son mucho mayores que las mejoras, puesto que en ese caso, la combinación no tendría sentido.

La integración del nuevo reconocedor de expresiones en el sistema TERSEO se muestra en la Figura 2. Ambos reconocedores trabajan en paralelo y las expresiones reconocidas por ambos son combinadas en el resultado final del sistema. Además, la arquitectura es completamente modular, lo que permite la utilización de reconocedores de AA implementados usando diferentes técnicas, sin que ello afecte al resto de módulos de TERSEO.

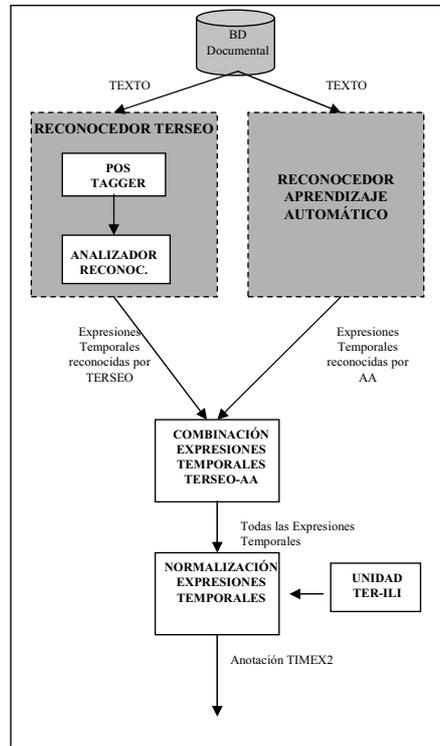


Figura 2: Representación gráfica entre TERSEO y AA

La unidad de combinación está basada en las siguientes reglas:

- Si la expresión es anotada únicamente por TERSEO o por AA, está expresión será anotada con una etiqueta TIMEX2 en el resultado final.

- Si la expresión es anotada por ambos reconocedores, esta expresión será también anotada con una etiqueta TIMEX2 en el resultado final.
- Por último, si se da el caso en que ambos sistemas anotan una expresión pero la longitud de la expresión es diferente, el sistema que combina los dos reconocedores elige la expresión más larga y la anota en el resultado final con una etiqueta TIMEX2.

La unidad de combinación fue desarrollada para el inglés y ha sido utilizada para el italiano sin necesidad de realizar ningún tipo de cambio en la misma, puesto que dicha unidad es totalmente independiente de la lengua.

4. Evaluación

4.1. Proceso de evaluación para italiano

El corpus en italiano que se ha utilizado para el entrenamiento y evaluación de los sistemas se denomina I-CAB y fue creado como parte de un proyecto de tres años denominado ONTOTEXT⁵.

La anotación del corpus I-CAB está todavía en proceso, pero hasta el momento se han anotado tanto las expresiones temporales como las entidades de tipo persona. Por ello, ha podido utilizarse para la realización de los experimentos de extensión de TERSEO a otras lenguas.

El corpus I-CAB está formado por 525 documentos de noticias extraídos del periódico local L'Adige⁶. El corpus consiste en 182500 palabras y un número total de 4553 expresiones anotadas en todo el corpus. La anotación se ha llevado a cabo siguiendo los estándares del programa ACE (Automatic Content Extraction⁷) para la tarea de Reconocimiento y Normalización de Expresiones Temporales (Ferro et al., 2005).

Se han llevado a cabo las siguientes evaluaciones para el reconocimiento:

- Sistema TERSEO
- Aproximación de ME
- Combinación de TERSEO y la aproximación de ME (TERSEO-ME)

⁵<http://tcc.itc.it/projects/ontotext>

⁶<http://www.adige.it>

⁷<http://www.nist.gov/speech/tests/ace>

- Aproximación de HMM
- Combinación de TERSEO y la aproximación de HMM (TERSEO-HMM)

En la evaluación de las diferentes aproximaciones se han obtenido valores para las medidas que se presentan a continuación:

- CORR: este valor es incrementado cuando dos elementos son idénticos.
- INCO: este valor es incrementado cuando dos elementos no son idénticos.
- MISS (no detectada): este valor se incrementa cuando una expresión temporal existente no es detectada por el sistema.
- SPUR (spurious): este valor se incrementa cuando el sistema devuelve como expresión temporal una expresión que no se encuentra anotada como tal en el Gold Standard.
- POS: número de referencias que contribuyen al resultado final.
 $POS = CORR + INCO + MISS$
- ACT: número de referencias que el sistema trata y devuelve.
 $ACT = CORR + INCO + SPUR$
- UND: porcentaje de expresiones no detectadas por el sistema.
 $UND = MISS / POS$
- OVG: porcentaje de expresiones SPUR devueltas por el sistema.
 $OVG = SPUR / ACT$
- ERR: porcentaje de expresiones erróneas devueltas por el sistema.
 $ERR = INCO + SPUR + MISS / ACT + MISS$

La evaluación de los resultados de reconocimiento de expresiones temporales para el italiano se muestran en el Cuadro 1.

Como se puede observar en los valores del Cuadro 1, cuando se combina TERSEO con un reconocedor de expresiones temporales que usa una técnica de AA, los resultados de la F-Medida son mejores que utilizando únicamente TERSEO.

Además, cuando se combinan ambos sistemas, es necesario analizar si el nuevo sistema está perdiendo menos expresiones que si únicamente se utiliza TERSEO, pero sin un gran incremento de las expresiones incorrectas. El

Sistema	pos	act	corr	miss	spur	und	ovg	err	P	R	F
TERSEO	1652	1437	1198	454	239	0.275	0.166	0.366	0.834	0.725	0.776
ME	1652	1002	749	903	253	0.547	0.252	0.607	0.748	0.453	0.564
TERSEO+ME	1652	1499	1247	405	252	0.245	0.168	0.345	0.832	0.755	0.791
HMM	1652	1007	880	772	127	0.467	0.126	0.505	0.874	0.533	0.662
TERSEO+HMM	1652	1581	1275	377	306	0.228	0.194	0.349	0.806	0.772	0.789

Cuadro 1: Resultados del sistema para Reconocimiento en italiano (TIMEX2)

número de expresiones incorrectas será mayor al combinar TERSEO con una aproximación de AA, pero este incremento no debe ser demasiado alto para que compense la utilización del sistema combinado. Los valores de las expresiones MISS y SPUR se muestran en la Figura 3.

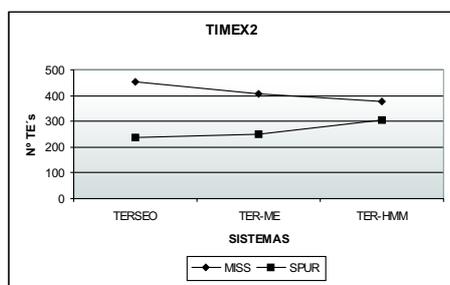


Figura 3: Comparación de los valores MISS y SPUR entre las diferentes combinaciones para reconocimiento en italiano

Para el caso de los valores de CORR e INCO, el razonamiento debe ser el mismo. El número de expresiones correctas cuando se combinan ambos sistemas será mayor, pero el número de expresiones incorrectas debe crecer en un porcentaje menor al de expresiones correctas. Los valores de estas medidas se muestran en la Figura 4 y efectivamente se comportan tal y como se esperaba.

4.2. Comparación inglés-italiano

La comparación de los resultados de la F-Medida para los diferentes sistemas tanto para el inglés como para el italiano puede verse en la Figura 5.

Tal y como nos muestra el gráfico comparativo, para el caso del italiano, los resultados son un poco menores que para el inglés en F, tal y como se esperaba, puesto que la extensión al inglés, posteriormente a su extensión automática, fue supervisada manualmente mientras que la del italiano es comple-

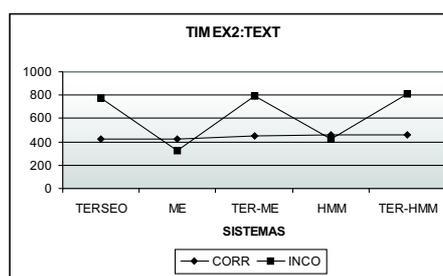


Figura 4: Comparación de los valores de CORR y INCO para las diferentes combinaciones en italiano

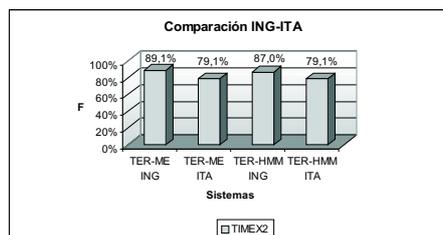


Figura 5: F-Medida en TIMEX2 para las diferentes aproximaciones en inglés e italiano

tamente automática. Aún así, los resultados son muy satisfactorios teniendo en cuenta el bajo coste en tiempo que tiene la extensión del sistema TERSEO al italiano. Los valores concretos de precisión, cobertura y F-Medida de cada uno de los sistemas para el inglés se muestran en el Cuadro 2.

5. Conclusiones y trabajo futuro

TERSEO es un sistema capaz de reconocer y normalizar expresiones temporales. Este sistema fue desarrollado en un primer paso como un sistema basado en reglas para el castellano. Posteriormente, se realizó la extensión automática del sistema a otras lenguas: inglés e italiano. Para dichas extensiones se utilizaron como base los modelos temporales

Sistema	pos	act	corr	miss	spur	und	ovg	err	P	R	F
TERSEO	838	708	654	184	54	0.220	0.076	0.267	0.924	0.780	0.846
ME	838	717	639	199	78	0.237	0.109	0.302	0.891	0.763	0.822
TERSEO+ME	838	797	728	110	69	0.131	0.087	0.197	0.913	0.869	0.891
HMM	838	778	676	162	102	0.193	0.131	0.281	0.869	0.807	0.837
TERSEO+HMM	838	882	748	90	134	0.107	0.152	0.230	0.848	0.893	0.870

Cuadro 2: Resultados del sistema para Reconocimiento en inglés(TIMEX2)

existentes.

En la tarea de reconocimiento, en la que se centra el artículo, TERSEO obtiene buenos resultados en precisión para el italiano, pero se pretende mejorar los resultados obtenidos para la cobertura, y por ello se combina el reconocimiento obtenido por TERSEO con el reconocimiento obtenido por un sistema de AA utilizando diferentes aproximaciones. Al combinar ambos reconocimientos, el resultado de cobertura del sistema final se ve incrementado sin decrementar demasiado la precisión, como se puede observar en los valores de F-Medida obtenidos.

Para el reconocedor basado en AA se han probado para el italiano dos aproximaciones diferentes: el modelo de Máxima Entropía y los modelos ocultos de Markov. Cada combinación ha sido evaluada para el italiano con el corpus I-CAB, obteniendo ambas aproximaciones valores muy similares de F-Medida al combinarlos con TERSEO (79% F-Medida), y que en comparación con el inglés son muy satisfactorios, ya que en ese caso se obtuvo un 89% de F-Medida.

Como trabajo futuro, al igual que se ha hecho para el inglés, será necesario realizar una supervisión manual del sistema extendido para el italiano. Por otro lado, también se pretende realizar en esta línea de investigación, el estudio de la aplicación de diferentes técnicas de AA para la resolución de la tarea de normalización, completando así el estudio de todas las posibilidades en el campo del reconocimiento y resolución de expresiones temporales multilingüe.

Bibliografía

Carmona, J., S. Cervell, L. Márquez, M.A. Martí, L. Padró, R. Placer, H. Rodríguez, M. Taulé, y J. Turmó. 1998. Morphosyntactic analysis and parsing of unrestricted spanish text. En LREC, editor, *Proceedings of First International Conferen-*

ce on Language Resources and Evaluation, LREC 1998, Granada, Spain.

Ferro, L., L. Gerber, I. Mani, B. Sundheim, y G. Wilson. 2005. Tides.2005 standard for the annotation of temporal expressions. Informe técnico, MITRE.

Ratnaparkhi, Adwait. 1998. *Maximum Entropy Models For Natural Language Ambiguity Resolution*. Ph.D. tesis, Computer and Information Science Department, University of Pennsylvania.

Saquete, E. 2005. *Temporal information Resolution and its application to Temporal Question Answering*. Phd, Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos. Universidad de Alicante, June.

Saquete, E., P. Martínez-Barco, y R. Muñoz. 2004. Evaluation of the automatic multilinguality for time expression resolution. En *DEXA Workshops*, páginas 25–30. IEEE Computer Society.

Saquete, E., P. Martínez-Barco, y R. Muñoz. 2002. A grammar-based system to solve temporal expressions in spanish texts. En Springer-Verlag, editor, *Proceedings of the Portugal for Natural Language Processing PorTAL-2002*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, páginas 53–62, Faro, Portugal.

Saquete, E., R. Muñoz, y P. Martínez-Barco. 2005. Event ordering using terseo system. *Data and Knowledge Engineering Journal*, página (To be published).

Schröder, Ingo. 2002. A case study in part-of-speech tagging using the icopost toolkit. Informe Técnico FBI-HH-M-314/02, Department of Computer Science, University of Hamburg.