

# UN SISTEMA DE RECOMENDACIONES LINGÜÍSTICO DIFUSO PARA FILTRAR RECURSOS EN BIBLIOTECAS DIGITALES UNIVERSITARIAS.

C. Porcel, M. Luque  
Dpto. de Informática y  
Análisis Numérico,  
Universidad de Córdoba  
{carlos.porcel, mluque}@uco.es

A.G. López-Herrera  
Dpto. de Informática,  
Universidad de Jaén  
aglopez@ujaen.es

S. Alonso, L. Hidalgo,  
E. Herrera-Viedma  
Dpto. Ciencias de la  
Computación e I.A.,  
Universidad de Granada  
{lhidalgo, salonso, viedma}@decsai.ugr.es

## Resumen

La Web está provocando cambios en los procesos de acceso a la información e influyendo en el desarrollo de otros medios de información, como periódicos, revistas, bibliotecas, etc. Como en la Web, el crecimiento constante y continuo de información es uno de los problemas fundamentales de las *Bibliotecas Digitales Universitarias* (BDU). Por ello, creemos que es posible aplicar herramientas similares a las usadas en la Web para facilitar el acceso a la información en las BDU. Los *Sistemas de Recomendaciones* (SR) son herramientas que evalúan y filtran la gran cantidad de información disponible en la Web para ayudar a los usuarios en sus procesos de acceso a la información. En este trabajo, presentamos un modelo de SR lingüístico difuso para ayudar a investigadores y estudiantes a filtrar recursos de información, y así mejorar los servicios proporcionados por las BDU.

**Palabras clave:** sistemas de recomendaciones, modelado lingüístico difuso, filtrado de información, bibliotecas digitales universitarias.

## 1 INTRODUCCIÓN

Las bibliotecas digitales son colecciones de información que puede ser representada como texto digital, imágenes, audio, video u otros medios. Tienen asociados una serie de servicios que pueden ofrecer a usuarios individuales o comunidades de usuarios. El acceso a Internet está motivando el uso cada vez más extendido de estas bibliotecas. Conforme su uso es

más común y sus contenidos más variados, los usuarios esperan servicios cada vez más sofisticados [3, 7]. Las bibliotecas digitales disponen de personal encargado de gestionar y facilitar a los usuarios el acceso a los documentos más interesantes para ellos, según sus necesidades o áreas de interés. El personal se encarga de buscar, evaluar, seleccionar, catalogar, clasificar, mantener y gestionar los documentos digitales, y facilitar el acceso de los usuarios al material almacenado [7]. Las bibliotecas digitales se han usado en numerosos ámbitos, pero nosotros nos vamos a centrar en el ámbito académico, es decir, en las BDU.

Las BDU proporcionan recursos y servicios a estudiantes, profesores y personal en un entorno donde confluyen aprendizaje, enseñanza e investigación [4, 21]. Como en la Web, el crecimiento exponencial de la información está provocando que los usuarios de las BDU no sean capaces de acceder a la información de una manera simple y rápida. Por ello, pensamos que sería provechoso aplicar a estas bibliotecas las herramientas usadas con éxito en entornos Web [22].

Normalmente, cualquier biblioteca digital incluye una función de búsqueda tradicional. Como es sabido, la frustración de los usuarios con los sistemas de búsqueda tradicional va en aumento debido a que sus necesidades de información son cada vez más complejas y a que el volumen de información es mucho mayor. Las bibliotecas digitales deben dejar de ser elementos pasivos, con una escasa adaptación a los usuarios, para convertirse en elementos activos que ofrezcan y filtren la información según los usuarios y comunidades de los mismos [3]. En este sentido, las bibliotecas digitales deben predecir las necesidades de los usuarios y recomendar recursos que les puedan ser de interés.

En este trabajo proponemos la aplicación conjunta de dos técnicas que permiten mejorar el rendimiento de los servicios ofertados por las BDU. Por un lado, tenemos las herramientas de Filtrado de Información (FI) que evalúan y filtran la gran cantidad de información



disponible en cualquier ámbito y asisten a los usuarios en sus procesos de acceso a la información [24]; y por otro, aplicamos el Modelado Lingüístico Difuso (MLD) que aporta técnicas más flexibles para representar y gestionar la información subjetiva e imprecisa propia del lenguaje de los usuarios [11, 12, 26].

El trabajo se estructura de la siguiente forma. En la sección 2 se describe el concepto de FI, así como los enfoques de MLD que vamos a usar. En la sección 3 presentamos el modelo de SR lingüístico difuso para filtrar recursos de información en las BDU. Por último, analizaremos las conclusiones obtenidas.

## 2 PRELIMINARES

### 2.1 FILTRADO DE INFORMACIÓN

El acceso a la información requerida por los usuarios en Internet no es una tarea sencilla. El problema se agrava con el cada vez más extendido uso de la Web y el crecimiento constante de información electrónica. Por ejemplo, los usuarios suscritos a listas de correo, pierden gran cantidad de tiempo leyendo, ojeando o simplemente eliminado mensajes irrelevantes. Para mejorar estos procesos de acceso a la información, los usuarios necesitan herramientas que filtren la gran cantidad de información disponible en la Web. FI es un nombre usado para describir una variedad de técnicas encargadas de entregar información exclusivamente a quienes la necesiten, distinguiendo entre información relevante e irrelevante. Los sistemas de FI se caracterizan por las siguientes propiedades [8]:

- Se pueden aplicar sobre datos sin estructurar o semi-estructurados (por ejemplo documentos Web o mensajes e-mail).
- Están basados en perfiles de usuario, en lugar de que los usuarios expresen sus necesidades mediante consultas.
- Gestionan grandes cantidades de información.
- Trabajan fundamentalmente con información en modo texto.
- Su objetivo es eliminar información irrelevante del flujo de entrada.

Tradicionalmente, los sistemas de FI o también conocidos como SR, se dividen en dos categorías [8, 24]. Los *SR basados en contenidos* que realizan las recomendaciones basándose en la similitud entre las características usadas en la representación de los ítems y aquellas de las mismas que se usan en la representación de perfil de los usuarios. Para recomendar

a un usuario dado, únicamente se tiene en cuenta la información de dicho usuario, ignorando al resto de usuarios. Por otro lado, los *SR colaborativos* identifican usuarios con preferencias similares agrupándolos según perfiles, de manera que para generar las recomendaciones para un usuario dado, se tienen en cuenta las valoraciones de los usuarios afines a su perfil. Por ello, el establecimiento de perfiles precisos es una tarea clave, pero además, es deseable que los perfiles se vayan actualizando conforme vayan cambiando las necesidades o preferencias de los usuarios [23]. Numerosos investigadores han adoptado enfoques híbridos entre los SR basados en contenidos y colaborativos, para aprovechar las ventajas de ambos.

Normalmente, en los SR la actividad de filtrado de información es seguida por una fase de realimentación, en la que los usuarios suministran al sistema evaluaciones sobre la relevancia de los documentos recuperados y el sistema usa estas evaluaciones para actualizar los perfiles de los usuarios.

Un aspecto importante a tener en cuenta en los SR es el método para establecer los perfiles de usuario que caracterizan las necesidades o preferencias de los usuarios. La información sobre las preferencias de los usuarios puede ser obtenida de forma explícita o de forma implícita. Un *enfoque explícito* interacciona directamente con los usuarios a través de un proceso de realimentación en el que especifican lo que desean, por ejemplo interrogando a los usuarios mediante un formulario. Un *enfoque implícito* realiza inferencias a partir de algún tipo de observación sobre los usuarios, por ejemplo analizando el comportamiento de los mismos. En este caso, también se suelen adoptar métodos mixtos que combinan características conjuntas de ambos.

### 2.2 MODELADO LINGÜÍSTICO DIFUSO

Hay numerosas situaciones en las que la información no puede ser valorada cuantitativamente de forma precisa, y es preciso hacerlo de forma cualitativa. Por ejemplo, cuando valoramos algún aspecto relacionado con percepciones humanas, solemos usar palabras del lenguaje natural en lugar de valores numéricos. En otros casos, no podemos trabajar con información cuantitativa bien porque no está disponible o bien porque el coste computacional es demasiado elevado y nos basta aplicar un "valor aproximado". El uso de la Teoría de Conjuntos Difusos ha dado muy buenos resultados para modelar información cualitativa [26] y ha sido aplicada con éxito en numerosos ámbitos como por ejemplo en toma de decisiones [11], evaluación de calidad [19], modelos de recuperación de información [15, 16], diagnósticos clínicos [6], análisis político [1], etc. Se trata de usar el concepto de *vari-*



se tiene en cuenta la ignorando al resto de laborativos identifi- milares agrupándolos para generar las re- dado, se tienen en varios afines a su de perfiles precisos, es deseable que los conforme vayan cam- cias de los usuarios han adoptado enfo- los en contenidos y ventajas de ambos.

de filtrado de in- de realimentación, al sistema evalua- mientos recupera- nes para actualizar

cuenta en los SR erfiles de usuario referencias de los referencias de los na explícita o de ito interacciona és de un proceso n lo que desean, ios mediante un iza inferencias a ore los usuarios, ore los usuarios, loptar métodos njuntas de am-

## DIFUSO

a información de forma pre- litativa. Por o relacionado palabras del métricos. En información ible o bien ado elevado . El uso de nuy buenos itativa [26] os ámbitos [11], evalu- ción de in- ], análisis o de vari-

a Fuzzy

able lingüística propuesto por Zadeh [26] para trabajar con información cualitativa. A continuación, revisaremos dos técnicas de MLD, el MLD 2-tuplas [12, 14] y el MLD multi-granular [10, 13, 18].

### 2.2.1 Modelado lingüístico difuso 2-tupla

El MLD 2-tuplas [12, 14] es un modelo continuo de representación de la información, que permite reducir la pérdida de información que se produce con otros enfoques (clásico y ordinal) [9, 11, 26]. Para definirlo, tenemos que establecer el modelo de representación y el modelo computacional 2-tupla para representar y agregar la información lingüística, respectivamente.

Consideremos que  $S = \{s_0, \dots, s_g\}$  es un conjunto de términos lingüísticos con cardinalidad impar, donde el término intermedio representa una valoración de aproximadamente 0.5 y el resto de términos se distribuyen simétricamente alrededor de ese punto intermedio. Asumimos que la semántica asociada con cada una de las etiquetas viene dada por medio de funciones de pertenencia triangulares, representadas por una 3-tupla  $(a, b, c)$  y consideramos todos los términos distribuidos simétricamente sobre una escala en la que hay establecida una relación de orden total, es decir,  $s_i \leq s_j \iff i \leq j$ .

Si mediante un método simbólico de agregación de información lingüística [9, 11] obtuviesenemos un valor  $\beta \in [0, g]$ , y  $\beta \notin \{0, \dots, g\}$ , podemos usar una función  $\Delta: [0, g] \rightarrow S \times [-0.5, 0.5]$  para expresar el resultado como una 2-tupla  $\Delta(\beta) = (s_i, \alpha_i)$ , donde:

- $s_i, i = \text{round}(\beta)$ , representa la etiqueta lingüística asociada, y
- $\alpha_i = \beta - i$  es un valor numérico que representa la información de traslación lingüística de  $\beta$ .

Obviamente,  $\Delta$  es biyectiva, es decir, existe una  $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = i + \alpha_i$  [12].

El modelo computacional 2-tupla contiene los siguientes operadores:

1. Operador de negación:  $Neg((s_i, \alpha)) = \Delta(g - (\Delta^{-1}(s_i, \alpha)))$ .
2. Comparación de 2-tuplas  $(s_k, \alpha_1)$  y  $(s_l, \alpha_2)$ :
  - Si  $k < l$  entonces  $(s_k, \alpha_1)$  es menor que  $(s_l, \alpha_2)$ .
  - Si  $k = l$  entonces:
    - (a) Si  $\alpha_1 = \alpha_2$  entonces  $(s_k, \alpha_1)$  y  $(s_l, \alpha_2)$  representan la misma información.

- (b) Si  $\alpha_1 < \alpha_2$  entonces  $(s_k, \alpha_1)$  es menor que  $(s_l, \alpha_2)$ .
- (c) Si  $\alpha_1 > \alpha_2$  entonces  $(s_k, \alpha_1)$  es mayor que  $(s_l, \alpha_2)$ .

3. Operadores de agregación: Con las funciones de transformación  $\Delta$  y  $\Delta^{-1}$ , podemos definir un operador de agregación 2-tupla desde cualquier operador de agregación conocido, como la media aritmética o la media ponderada lingüística.

### 2.2.2 Modelado lingüístico difuso multi-granular

En cualquier enfoque lingüístico difuso, un aspecto fundamental es determinar la *granularidad de la incertidumbre*, es decir, la cardinalidad del conjunto de términos lingüísticos  $S$ . En función del grado de incertidumbre que un experto encargado de cualificar un fenómeno tenga sobre el mismo, el conjunto de términos lingüísticos elegido para proporcionar ese conocimiento tendrá más o menos términos. Por lo tanto, cuando distintos expertos tienen diferentes grados de incertidumbre sobre el fenómeno, es conveniente que cada uno trabaje con conjuntos de términos lingüísticos de diferente granularidad [10, 13, 18]. El uso de diferentes conjuntos de etiquetas es también necesario cuando un experto tiene que valorar conceptos diferentes, como por ejemplo ocurre en los problemas de recuperación de información, al evaluar la importancia de los términos de la consulta y la relevancia de los documentos recuperados [17], que son conceptos distintos. En ese tipo de situaciones necesitamos herramientas que nos permitan gestionar la información lingüística multi-granular, es decir, necesitamos definir un MLD multi-granular. En [13] se propuso un MLD multi-granular 2-tupla basado en el concepto de jerarquía lingüística [5].

Una *Jerarquía Lingüística*,  $LH$ , es un conjunto de niveles  $l(t, n(t))$ , i.e.  $LH = \bigcup_t l(t, n(t))$ , donde en cada nivel  $t$  tenemos un conjunto de términos lingüísticos  $S^{n(t)}$  con una granularidad  $n(t)$  diferente del resto de niveles de la jerarquía [5]. Los distintos niveles están ordenados por granularidad, de manera que un nivel  $t+1$  es un refinamiento del nivel anterior  $t$ . Podemos definir un nivel a partir del anterior, de la siguiente manera:  $l(t, n(t)) \rightarrow l(t+1, 2 \cdot n(t) - 1)$ . En [13] fue definida una familia de funciones de transformación entre etiquetas de diferentes niveles. Para establecer el modelo computacional seleccionamos un nivel que usamos para uniformizar la información (por ejemplo, el de mayor granularidad) y entonces podemos usar los operadores definidos en el modelo 2-tupla.



tereses o  
usuario x  
igos UN-  
n vector  
 $R_x[y]$  al  
o y para

la infor-  
cuados,  
nilitud.

nen que  
nos dis-  
onados  
na, dis-  
brados:

ESCO  
ecto a  
cepto

ra un

arios.

selec-  
es de  
amos

A

ites:

ser-  
un  
in-  
ión  
an  
sus  
de  
po  
los  
io  
ar  
lo  
ia  
in  
a  
y

un password. Para concluir el proceso de registro, el sistema envía al usuario un e-mail para confirmar la información insertada.

### 3.2.2 Proceso de inserción de recursos

Este proceso se lleva a cabo cuando el personal de una BDU recibe o encuentra información sobre un recurso que hay que difundir. Los expertos insertan la información en el sistema para que automáticamente se envíe a los usuarios a los que les pueda interesar, junto con un grado de relevancia y posibilidades de colaboración. Cuando el personal de la BDU va a insertar un nuevo recurso, comienza por rellenar toda la información general como título, autor(es), resumen, fecha, etc. A continuación establece su ámbito valorando, mediante una etiqueta lingüística  $s_i^2 \in S_1$ , cada código UNESCO de nivel 2 respecto del ámbito del recurso.

### 3.2.3 Proceso de filtrado

Al tratarse de un sistema de filtrado basado en contenidos, filtra la información realizando un proceso de cálculo de similaridad entre los términos usados en la representación de los perfiles de usuario y los términos usados en la representación de los recursos. Como hemos comentado, usamos un modelo vectorial [20] para la representación de los tópicos de interés del usuario y los ámbitos de los recursos, por lo que para el cálculo de la similitud hemos optado por usar la Medida Angular del Coseno:

$$\sigma(VR, VU) = \frac{\sum_{k=1}^n (r_k \times u_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (r_k)^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n (u_k)^2}}$$

donde  $n$  es el número de términos (248 en nuestro caso),  $r_k$  es el valor del término  $k$  para el vector del ámbito del recurso y  $u_k$  es su valor en el vector de tópicos de interés del usuario. Con esta medida, obtenemos un valor de 1 para los casos máxima similaridad y 0 para los de mínima, de manera que podemos establecer un valor de umbral  $\alpha$  por debajo del cual se rechaza la información. A continuación debemos tener en cuenta las preferencias de los usuarios sobre el tipo de recursos que desean y sus preferencias de colaboración; en caso de que desee colaborar, el sistema calcula su similaridad con otros usuarios (usando la medida del coseno). Por último, el sistema envía a los usuarios seleccionados la información del recurso, su grado de relevancia estimado (etiqueta de  $S_2$ ) y recomienda sobre posibilidades de colaboración con otros usuarios justificándolas con el grado de compatibilidad calculado (etiqueta de  $S_3$ ). Para transformar las etiquetas de un nivel a otro usamos las funciones de transformación definidas en el MLD multi-granular.

### 3.2.4 Proceso de realimentación

Esta fase abarca la actividad desarrollada por el sistema de filtrado una vez que los usuarios comienzan a recibir la información filtrada por el sistema. Como ya hemos dicho, es fundamental que los perfiles de usuario se puedan ir adaptando, puesto que las necesidades o preferencias de los usuarios van a ir cambiando a lo largo del tiempo. Por ese motivo, el sistema permite a los usuarios actualizar sus perfiles según los intereses de cada uno y así mejorar el proceso de filtrado: para ello, tendrán que acceder al sistema y editar sus preferencias sobre colaboración o sobre el tipo de recursos que desean, o bien editar sus áreas de interés añadiendo nuevos códigos UNESCO, eliminando alguno de los ya asignados o modificando los grados de importancia que tengan asignados.

## 4 CONCLUSIONES

El incremento de recursos de información que experimentan las BDU provoca que los usuarios de las BDU no sean capaces de acceder a la información de forma eficiente, por lo que necesitan herramientas automáticas que les faciliten el acceso a la información. En este trabajo hemos presentado dos técnicas que ayudan a solventar dicho problema, las herramientas de FI y el MLD. Basándonos en la aplicación conjunta de ambas, hemos presentado un SR para filtrar recursos de información en las BDU. Se trata de un sistema personalizado diseñado según el enfoque de filtrado basado en contenidos y el MLD multi-granular, que filtra la información y la distribuye a aquellos usuarios a los que más les pueda interesar, recomendando además sobre posibilidades de colaboración con otros usuarios.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado con financiación del proyecto de excelencia de la Junta de Andalucía SAIN-FOWEB, Cod. 00602.

### Referencias

- [1] B. Arfi. Fuzzy decision making in politics: A linguistic fuzzy-set approach (LFSA). *Political Analysis*, 13(1), 23-56, 2005.
- [2] R. Baeza-Yates, B. Ribeiro-Neto. *Modern Information Retrieval*. Addison-Wesley, 1999.
- [3] J. Callan, et. al. Personalisation and Recommender Systems in Digital Libraries. *Joint NSF-EU DELOS Working Group Report*. May 2003.



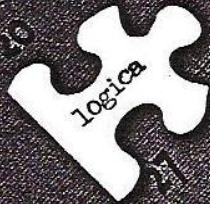
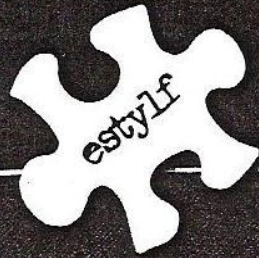
- [4] H. Chao. Assessing the quality of academic libraries on the Web: The development and testing of criteria. *Library & Information Science Research*, 24, 169-194, 2002.
- [5] O. Cerdón, F. Herrera and I. Zvir. *Linguistic modelling by hierarchical systems of linguistic rules*. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 10(1), 2-20, 2001.
- [6] R. Degani, G. Bortolan. The Problem of Linguistic Approximation in Clinical Decision Making. *Int. J. of Approximate Reasoning*, 2, 143-162, 1988.
- [7] E. Garca, L.A Garca. *La Biblioteca Digital*. Arco Libros S.L., 2001.
- [8] U. Hanani, B. Shapira, P. Shoval. Information Filtering: Overview of Issues, Research and Systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 11, 203-259, 2001.
- [9] F. Herrera, E. Herrera-Viedma. Aggregation operators for linguistic weighted information. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems*, 27, 646-656, 1997.
- [10] F. Herrera, E. Herrera-Viedma, L. Martínez. A Fusion Approach for Managing Multi-Granularity Linguistic Term Sets in Decision Making. *Fuzzy Sets and Systems*, 114, 43-58, 2000.
- [11] F. Herrera, E. Herrera-Viedma, J.L. Verdegay. Direct approach processes in group decision making using linguistic OWA operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 79, 175-190, 1996.
- [12] F. Herrera, L. Martínez. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(6), 746-752, 2000.
- [13] F. Herrera, L. Martínez. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multigranularity hierarchical linguistic contexts in multi-expert decision-making. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 31(2), 227-234, 2001.
- [14] F. Herrera, Martínez. The 2-tuple linguistic computational model. Advantages of its linguistic description, accuracy and consistency. *Int. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 9, 33-48, 2001.
- [15] E. Herrera-Viedma. Modeling the retrieval process of an information retrieval system using an ordinal fuzzy linguistic approach. *J. of the American Society for Information Science and Technology*, 52(6), 460-475, 2001.
- [16] E. Herrera-Viedma. An information retrieval system with ordinal linguistic weighted queries based on two weighting elements. *Int. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 9, 77-88, 2001.
- [17] E. Herrera-Viedma, O. Cerdón, M. Luque, A.G. López, A.M. Muñoz, A Model of Fuzzy Linguistic IRS Based on Multi-Granular Linguistic Information. *Int. J. of Approximate Reasoning*, 34(3), 221-239, 2003.
- [18] E. Herrera-Viedma, L. Martínez, F. Mata, F. Chiclana. A Consensus Support System Model for Group Decision-making Problems with Multi-granular Linguistic Preference Relations. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 13(5), 644-658, 2005.
- [19] E. Herrera-Viedma, E. Peis, Evaluating the informative quality of documents in SGML-format using fuzzy linguistic techniques based on computing with words. *Information Processing & Management*, 39(2), 195-213, 2003.
- [20] R.R. Korfhage. *Information Storage and Retrieval*. New York: Wiley Computer Publishing, 1997.
- [21] J. Lau Noriega. Bibliotecas universitarias: Su importancia en el proceso de acreditación. *Gaceta Universitaria*, 149, p. 1, 2002.
- [22] S. Lawrence, C. Giles. Searching the web: General and scientific information access. *IEEE Comm. Magazine*, 37(1), 116-122, 1998.
- [23] L.M. Quiroga, J. Mostafa. An experiment in building profiles in information filtering: the role of context of user relevance feedback. *Information Processing & Management* 38, 671-694, 2002.
- [24] P. Reisnick, H.R. Varian. Recommender Systems. *Special issue of Comm. of the ACM*, 40(3), 56-59, 1997.
- [25] Clasificación UNESCO. Ministerio de Educación y Ciencia. <http://www.mec.es/ciencia/jsp/plantilla.jsp?area=proyectos/invest&id=53>
- [26] L.A. Zadeh. The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning. Part I. *Information Sciences*, 8, 199-249, 1975. Part II. *Information Sciences*, 8, 301-357, 1975. Part III. *Information Sciences*, 9, 43-80, 1975.



*Estylf 2006*

**XIII Congreso Español sobre  
Tecnologías y Lógica Fuzzy**

**Organización**  
Grupo de Investigación ORETO  
Escuela Superior de Informática  
Universidad de Castilla-La Mancha



**ESTYLF 2006**  
**Ciudad Real**  
20/22 Septiembre





Este libro de actas recoge todos los trabajos que han sido presentados como contribuciones al XIII Congreso Español de Tecnologías y Lógica Fuzzy (ESTYLF) de la European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT).

El XIII Congreso ESTYLF ha sido organizado por el grupo de investigación Oreto, del departamento de Tecnologías y Sistemas de Información de la Universidad de Castilla-La Mancha, en las instalaciones de la Escuela Superior de Informática en Ciudad Real.

Desde estas líneas queremos agradecer a todos los que han contribuido a la elaboración de estas actas, tanto en su aspecto visual como en sus contenidos. De igual forma agradecemos la colaboración de las instituciones que han participado y con su apoyo han permitido la celebración de este congreso científico bianual.

Esperando que este encuentro en Ciudad Real sirva para mostrar el potencial que esta joven Universidad de Castilla-La Mancha es capaz de generar, así como ser unos dignos representantes del carácter acogedor de esta tierra.

## Entidades Colaboradoras



Universidad de Castilla-La Mancha  
Vicerrectorado del Campus de  
Ciudad Real y Extensión Universitaria  
Vicerrectorado de Investigación



Castilla-La Mancha

Consejería de  
Educación y Ciencia



Escuela Superior de  
Informática

Departamento de  
Tecnologías y Sistemas  
de Información

**tsi**

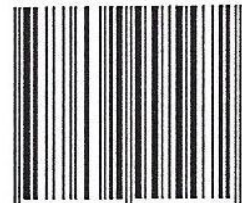


Diputación Provincial  
de Ciudad Real

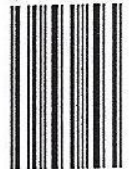
Ayuntamiento  
de Ciudad Real



ISBN 84-689-9547-9



90000>



9 788468 995472



**Editado por:**

Grupo de Investigación Oreto.

**Impreso en España por:**

Artes Gráficas Lince

**ISBN:** 84-689-9547-9

**N. REG:** 06/50473



s de	Aproximaciones simples a una superficie mediante multiresolución y TSK .....	197
..... 97	Adolfo R. de Soto; Conrado A. Capdevila	
..... 103	Hacia un cálculo fuzzy numérico/simbólico .....	205
..... 111	Adolfo R. de Soto	
..... 117	Uso de gráficos de cajas borrosos para controlar el final de una aplicación del método delphi .....	211
..... 123	Sarabia, A., Maté, C., Caro, R. y J. Tapia	
..... 129	An Evolutionary Fuzzy System for Scheduling in Wood-based Furniture Manufacturing .	217
..... 135	Juan C. Vidal Aguiar, M. Mucientes, M. Lama and A. Bugarín	
..... 141	Verificación de Taxímetros usando mediciones GPS como conjuntos borrosos .....	223
..... 147	Jose R. Villar, Luciano Sanchez, Adolfo Otero, Jose Otero	

---

## *Sesiones Especiales*

---

### **Soft Computing para la recuperación de información y minería en Web**

**Organizadores:** Enrique Herrera-Viedma, Maria J. Martín-Bautista, José Ángel Olivas, Alejandro Sobrino  
(Red Temática Nacional sobre Sistemas de Acceso a la Información en la Web basados en Soft Computing).

..... 141	Uso de modelos de restricción del contexto para el desarrollo de aplicaciones móviles inteligentes .....	229
..... 147	Fernando Bobillo, Miguel Delgado, Juan Gómez-Romero.	
..... 153	Minería Web: Aplicaciones con Lógica Difusa .....	235
..... 159	V.H. Escobar Jeria, M.J. Martín-Bautista, D. Sánchez, M.A. Vila.	
los de	Un enfoque deductivo para la minería de textos .....	241
..... 165	C. Justicia de la Torre, M.J. Martín-Bautista, D. Sánchez, M.A. Vila	
..... 171	Aprendiendo consultas lingüísticas difusas con técnicas multiobjetivo. Estudio preliminar .....	247
st .....	A.G. López-Herrera, F. Herrera, E. Herrera-Viedma, A. Zafra, M. Luque.	
..... 179	Caracterización automática de perfiles de usuarios basados en consultas lingüísticas multigranulares usando un algoritmo genético multiobjetivo .....	253
..... 185	M. Luque, E. Herrera-Viedma, O. Cerdón, A. Zafra, A.G. Lopez.	
..... 191	Mejorando la búsqueda web mediante la adaptación de consultas en GUMSe .....	261
..... 197	Javier de la Mata, José A. Olivas, Jesús Serrano.	
..... 203	Técnicas Difusas y No-Difusas para el Clustering del Contenido de Páginas en un Sitio Web .....	267
..... 209	David Nettleton, Barbara Poblete	
..... 215	Un sistema de recomendaciones lingüístico difuso para filtrar recursos en bibliotecas digitales universitarias .....	273
..... 221	C. Porcof, A.G. Lopez, S. Alonso, M. Luque, E. Herrera-Viedma.	





# DECSAI

## Departamento de Ciencias de la Computación e I.A.

Universidad de Granada

ESTE CERTIFICADO ES PARA INFORMAR

Que el trabajo “Un sistema de recomendaciones lingüístico difuso para filtrar recursos en bibliotecas digitales universitarias” cuyos autores son C. Porcel, M. Luque, A.G. López Herrera, S. Alonso, L. Hidalgo y E. Herrera-Viedma ha sido aceptado en la sesión “Soft Computing para la recuperación de información y minería en Web” enmarcada dentro del congreso “Congreso Español sobre Tecnologías y Lógico Fuzzy (ESTYLF 2006)”.

Y para que así conste y tenga los efectos oportunos, se extiende el presente certificado a 17 de Julio de 2006.

Enrique Herrera Viedma, Jose Angel Olivas, Maria Jose Martin-Bautista  
(organizadores de la sesión)

