

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 eliminando 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 necesitan, 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 similaridad entre las características usadas en la representación de los ítems y aquéllas 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-*

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 $\mathcal{S} = \{s_0, \dots, s_g\}$ 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 $\Delta : [0, g] \rightarrow \mathcal{S} \times [-0.5, 0.5]$ 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 β .

Obviamente, Δ 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, α_1) y (s_l, α_2) :
 - Si $k < l$ entonces (s_k, α_1) es menor que (s_l, α_2) .
 - Si $k = l$ entonces:
 - (a) Si $\alpha_1 = \alpha_2$ entonces (s_k, α_1) y (s_l, α_2) representan la misma información.

- (b) Si $\alpha_1 < \alpha_2$ entonces (s_k, α_1) es menor que (s_l, α_2) .
- (c) Si $\alpha_1 > \alpha_2$ entonces (s_k, α_1) es mayor que (s_l, α_2) .

3. Operadores de agregación: Con las funciones de transformación Δ y Δ^{-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 \mathcal{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 $\mathcal{S}^{n(t)}$ 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.

3 UN MODELO DE SR LINGÜÍSTICO DIFUSO PARA FILTRAR RECURSOS DE INFORMACIÓN EN LAS BDU

En esta sección presentamos un SR diseñado según el enfoque de filtrado basado en contenidos y el MLD multi-granular. Este SR es usado para filtrar la gran cantidad de información a la que pueden acceder los usuarios de las BDU. El sistema va filtrando la información que recibe y envía cada recurso únicamente a aquellos usuarios a los que les pueda interesar en función de sus áreas de interés. Concretamente, el sistema envía un email con un resumen del recurso, una estimación del grado de relevancia que el recurso tendrá para el usuario y recomendaciones sobre posibilidades de colaboración con otros usuarios.

3.1 ARQUITECTURA DEL SISTEMA

El sistema consta de tres componentes:

- **Módulo de gestión de recursos.** Este componente gestiona las fuentes de información de la BDU. Para representar los recursos de información usamos datos como el título, autor(es), resumen, revista, libro, publicación oficial (dependiendo del caso), fecha, fuente, texto, enlace, tipo de recurso (si es revista, libro, etc.), a quién va dirigido (investigadores, estudiantes o cualquiera) y el ámbito. Para representar el ámbito usamos la *clasificación de códigos UNESCO para la Ciencia y de la Tecnología* [25]. Vamos a usar un modelo vectorial, según el cual para cada recurso i almacenamos un vector VR_i con los códigos UNESCO de nivel 2 (248 disciplinas), por lo que necesitamos un vector de 248 posiciones, donde cada posición $VR_i[j]$ almacena el grado de importancia del código j para el ámbito del recurso i .
- **Módulo de gestión de perfiles de usuario.** El sistema trabaja con una representación interna de los usuarios en la que se incluyen sus preferencias o necesidades, es decir, que el sistema representa a cada usuario mediante de un perfil de usuario. Para definir los perfiles usamos datos generales sobre cada uno de ellos como su identificación, password, nombre y apellidos, datos de contacto, email, grupo de investigación (sólo para investigadores), etc. También almacenamos sus preferencias de colaboración, preferencias sobre el tipo de recursos que desea y sus tópicos de interés. Para ello usamos la clasificación UNESCO [25] de nivel 2, por lo que cada usuario tendrá asociada una lista de códigos UNESCO con aquellas

disciplinas que mejor representan sus intereses o necesidades de información. Para cada usuario x almacenamos un vector VR_x con los códigos UNESCO de nivel 2, por lo que necesitamos un vector de 248 posiciones, donde cada posición $VR_x[y]$ almacena el grado de importancia del código y para el área de interés de x .

- **Módulo de filtrado.** El sistema filtra la información para entregarla a los usuarios adecuados, basándose en un proceso de cálculo de similitud.

Para representar los distintos conceptos que tienen que ser valorados en la actividad del sistema, usaremos distintos conjuntos de etiquetas (S_1, S_2, \dots) seleccionados de una jerarquía lingüística. En nuestro sistema, distinguimos tres conceptos que tienen que ser valorados:

- **Grado de importancia** de un código UNESCO con respecto al ámbito de un recurso o respecto a los tópicos de interés de un usuario. Este concepto será valorado en S_1 .
- **Grado de relevancia** de un recurso para un usuario. Este concepto será valorado en S_2 .
- **Grado de compatibilidad** entre dos usuarios. Este concepto será valorado en S_3 .

En particular, usamos conjuntos de etiquetas seleccionados de una jerarquía lingüística de 3 niveles de 3, 5 y 9 etiquetas cada uno. Entonces, consideramos que $S_1 = S^5$, $S_2 = S^9$ y $S_3 = S^3$.

3.2 FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA

El SR funciona en base a los cuatro procesos siguientes:

3.2.1 Proceso de inserción de usuarios

Los usuarios acceden al sistema para solicitar los servicios ofertados por una BDU. El sistema presenta un formulario en el que los usuarios introducen su información personal, sus preferencias de colaboración y preferencias sobre el tipo de recursos que desean recibir. Los usuarios también establecen definen sus áreas de interés. Si el usuario pertenece a un grupo de investigación, el sistema muestra los códigos del grupo con grado *Total* ($s_4^5 \in S_1$) y el usuario podrá editarlos para ajustarlos a sus temas de interés. Si el usuario no pertenece a ningún grupo, tendrá que especificar sus tópicos de interés de forma explícita seleccionando códigos UNESCO y asignando pesos de importancia (etiquetas de S_1); el resto de posiciones tendrán un valor *Nulo* ($s_0^5 \in S_1$). Entonces el sistema registra al usuario y le asigna su identificador (su e-mail) 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 $s_i^5 \in S_1$, 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 α 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. Reisman, 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.