

Mejorando el sistema de recomendaciones SIRE2IN: un enfoque interdisciplinar.

Carlos Porcel	Enrique Herrera-Viedma	José M. Morales del Castillo
Dept. de Informática y Análisis Numérico	Dept. de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial	Dept. de Biblioteconomía y Documentación
Universidad de Córdoba 14071, Córdoba carlos.porcel@uco.es	Universidad de Granada 18071 Granada viedma@decsai.ugr.es	Universidad de Granada 18071 Granada josemdc@ugr.es

Resumen

El uso cada vez más extendido de la Web está provocando una gran expansión de la cantidad de información que se crea y distribuye en formato electrónico. Los sistemas de recomendaciones 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 una mejora de SIRE2IN, un sistema de recomendaciones anteriormente propuesto con el objetivo de ayudar a investigadores y empresas del entorno a acceder a proyectos de investigación en sus áreas de interés. La mejora consiste en la inclusión de recomendaciones interdisciplinares que favorecen la puesta en contacto con otros investigadores con los que en principio no se contaba, pero con los que se puede acceder a proyectos conjuntos.

1. Introducción

La Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) es responsable de promover y gestionar las actividades de generación de conocimiento y colaboración científica y técnica, fomentando la interrelación entre investigadores de la universidad y el mundo empresarial, así como su participación en diversos programas diseñados para llevar a cabo actividades de I+D+I (Investigación, Desarrollo e

Innovación). Uno de sus objetivos fundamentales es fomentar y ayudar en la generación de conocimiento, así como en su difusión y transferencia a la sociedad, con el propósito de identificar las demandas y necesidades del entorno productivo.

Para llevar a cabo este objetivo, la OTRI se compone de un equipo de técnicos en transferencia de tecnología, que difunden información sobre recursos de investigación (convocatorias de proyectos, eventos, congresos, cursos, etc.) entre los investigadores de la universidad y las empresas del entorno. Ello implica la selección por parte de los técnicos, de los investigadores o empresas a los que más les podría interesar cada una de las convocatorias que vayan surgiendo. La gran cantidad de información y recursos de investigación a los que los técnicos de OTRI pueden acceder, está provocando que no sean capaces de difundir la información a los usuarios adecuados de forma rápida y sencilla. En [21] se propuso SIRE2IN, un Sistema de Recomendaciones (SR) [7, 23, 24] para ayudar a investigadores y empresas a encontrar posibles proyectos de colaboración, recomendándoles proyectos en los que podrían cooperar. SIRE2IN fue diseñado incorporando el enfoque de recomendaciones basado en contenidos [7, 23] junto con un Modelado Lingüístico Difuso (MLD) multigranular para representar y gestionar información flexible por medio de etiquetas lingüísticas [11, 28].

SIRE2IN basa sus recomendaciones en medidas de similitud tradicionales [19], por lo que recomienda colaboraciones entre investigadores cuyas líneas de trabajo sean muy similares. El problema es que estas recomendaciones, aunque eficientes, no son realmente interesantes porque es muy probable que los investigadores ya conozcan a esos otros investigadores que trabajan en sus mismas áreas. En este trabajo proponemos un SR mejorado basándonos en la idea de lo que podríamos denominar recomendaciones sociales, facilitando la interconexión entre individuos de distintas áreas [3, 20]. Para ello, el sistema asigna una relevancia mayor a las recomendaciones de colaboraciones entre investigadores de áreas afines y una relevancia menor para colaboraciones entre investigadores de la misma área o de áreas totalmente diferentes.

En la sección 2 trataremos los SR y en la sección 3 estudiaremos el MLD. A continuación, en la sección 4 propondremos el SR mejorado y terminaremos apuntando algunas conclusiones en la sección 5.

2. Sistemas de Recomendaciones

En la actualidad disponemos de un gran volumen de información en cualquier ámbito, por ejemplo para alquilar o comprar una película, elegir un libro o incluso para planificar un viaje disponemos de cientos de opciones. Debido a ello, tomar una decisión es una tarea complicada [2]. Los SR fueron diseñados para ayudar a los usuarios en tales situaciones [20, 25]. Los SR se definen como aplicaciones que exploran las fuentes de información para sugerir productos y proporcionar a los usuarios información para facilitar sus procesos de toma de decisiones [24].

Los SR se caracterizan por [7]:

- Se pueden aplicar sobre datos sin estructurar o semi-estructurados (por ejemplo documentos Web o mensajes e-mail).
- 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 SR se dividen en dos categorías [7, 23]. Los *sistemas basados en contenidos* que realizan las recomendaciones basándose en la similitud 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, ignorado al resto de usuarios. Por otro lado, los *sistemas 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 con 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 [3, 6, 22]. Numerosos investigadores han adoptado enfoques híbridos entre los SR basados en contenidos y colaborativos, para reducir las desventajas y aprovechar las ventajas que cada uno presenta por separado.

Además de los dos enfoques comentados, en la bibliografía existen otras clasificaciones, pero no nos parece adecuado profundizar en esos detalles en esta contribución.

La actividad de generación de recomendaciones es seguida por una fase de realimentación, en la que los usuarios suministran al sistema evaluaciones sobre la relevancia de los ítems recuperados y el sistema usa estas evaluaciones para actualizar los perfiles de los usuarios [3, 7].

Otro aspecto a tener en cuenta es el método para obtener información sobre el usuario y así poder discernir entre información relevante e irrelevante [3, 7, 22]. 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.

3. Modelado Lingüístico Difuso

Hay numerosas situaciones en las que la información no puede ser valorada cuantitativamente de forma precisa, pero puede que sí sea factible 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 con aplicar un valor aproximado. El uso de la Teoría de Conjuntos Difusos ha dado muy buenos resultados para modelar información cualitativa [28] y ha sido aplicada con éxito en numerosos ámbitos como por ejemplo en toma de decisiones [10], evaluación de calidad [18], modelos de recuperación de información [14, 15], diagnósticos clínicos [5], análisis político [1], etc. Se trata de una herramienta basada en el concepto de *variable lingüística* [28].

En esta sección vamos a revisar las dos técnicas de MLD que vamos a usar en el sistema propuesto, el MLD 2-tuplas [11, 13] y el MLD multi-granular [9, 12, 17].

3.1. Modelado lingüístico difuso 2-tuplas

El MLD 2-tuplas [11, 13] 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 [8, 10, 28]). Para definirlo, tenemos que

establecer el modelo de representación y el modelo computacional de las 2-tuplas para representar y agregar respectivamente la información lingüística.

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 3-tuplas (a, α, β) y consideramos todos los términos distribuidos sobre una escala sobre la que hay establecida una relación de orden total, es decir, $s_i \leq s_j \iff i \leq j$. En este contexto lingüístico difuso, si mediante un método simbólico de agregación de información lingüística [8, 10] obtenemos un valor $\beta \in [0, g]$, y $\beta \notin \{0, \dots, g\}$, podemos usar una función de aproximación para expresar el resultado obtenido como un valor de \mathcal{S} . Para ello, representamos β como una 2-tupla (s_i, α_i) , donde:

- s_i representa la etiqueta lingüística, y
- α_i es un valor numérico que expresa la traslación de β al índice de la etiqueta más cercana, i , en el conjunto de términos lingüísticos ($s_i \in \mathcal{S}$).

Este modelo define un conjunto de funciones de transformación entre valores numéricos y 2-tuplas: $\Delta(\beta) = (s_i, \alpha)$ y $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = \beta \in [0, g]$ [11].

Para establecer el modelo computacional, definimos 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: al tener definidas funciones de transformación entre valores numéricos y 2-tuplas, podemos usar cualquier operador de agregación definido para dichos valores, como por ejemplo la media aritmética, alguna media ponderada o media ponderada lingüística.

3.2. 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 [12, 17]. 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 [16], 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. Para ello vamos a seguir el modelo propuesto en [12] que hace uso del concepto de jerarquías lingüísticas.

Una *Jerarquía Lingüística* es un conjunto de niveles, donde cada nivel es un conjunto

de términos lingüísticos con una granularidad diferente del resto de niveles de la jerarquía [4]. A cada uno de los niveles de una jerarquía lingüística lo vamos a denotar como $l(t, n(t))$, siendo t un número que indica el nivel de la jerarquía y $n(t)$ la granularidad del conjunto de términos lingüísticos del nivel t . 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 [12] 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-tuplas.

4. Un Sistema de Recomendaciones Interdisciplinar

En esta sección presentamos un nuevo SR que mejora algunas deficiencias encontradas en SIRE2IN. Este nuevo sistema ha sido diseñado basándonos en el enfoque de generación de recomendaciones basado en contenidos [7, 23, 25] pero añadiéndole una fase posterior en la que se realiza una *recomendación social* [20]. El objetivo de estas recomendaciones sociales es favorecer la interconexión entre investigadores de áreas afines pero no coincidentes, con la idea de que las recomendaciones proporcionadas sean realmente interesantes para los investigadores de cara a la posibilidad de acceder a proyectos conjuntos. Además, se hace uso del MLD multi-granular para un manejo flexible de la información [9, 12, 17].

Este SR es usado por los técnicos de OTRI para ayudarles en su labor de difusión de información. El sistema va filtrando la información que recibe y recomendando las convocatorias de proyectos 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 de la convocatoria, una estimación del grado de relevancia que tendrá para el usuario y recomendaciones

sobre posibilidades de colaboración con otros usuarios de áreas afines.

4.1. Arquitectura del sistema

El sistema consta de tres componentes:

- **Gestión de convocatorias.** Módulo responsable de la gestión de las fuentes de información de las que los técnicos de OTRI reciben toda la información sobre las convocatorias, y se obtiene una representación interna de las mismas. Para obtener esta representación usamos toda la información que tengamos disponible como título de la convocatoria, resumen, texto completo, fecha de publicación, organismo, enlace, rango de financiación, a quién se dirige (investigadores, empresas o ambos) y el ámbito. Para representar el ámbito usamos la *clasificación de códigos UNESCO para la Ciencia y de la Tecnología* [26]. Vamos a usar un modelo vectorial [19], 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 de la convocatoria i .
- **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 [3, 7]. Para definir los perfiles de los usuarios vamos a usar información general 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 (si desea colaborar con otros investigadores, empresas, con ambos o no desea colaborar), preferencias sobre el rango de financiación y sus temas de interés. Para ello también usamos la clasificación

UNESCO [26] de nivel 2, por lo que cada usuario tendrá asociada una lista de códigos UNESCO con aquellas disciplinas que mejor representan sus necesidades de información. Para cada usuario x almacenamos un vector [19] 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 .

- **Generación de recomendaciones.** Basándose en un proceso de cálculo de similitudes [20], el sistema filtra la información y la recomienda únicamente a los usuarios adecuados.

Como hemos comentado, para representar los distintos conceptos que tienen que ser valorados en la actividad del sistema, vamos a usar distintos conjuntos de etiquetas (S_1, S_2, \dots) seleccionados de una jerarquía lingüística [4]. En nuestro sistema, distinguimos tres conceptos que tienen que ser valorados:

- **Grado de importancia** (S_1) de un código UNESCO con respecto al ámbito de una convocatoria o respecto a los temas de interés de un usuario.
- **Grado de relevancia** (S_2) de una convocatoria para un usuario.
- **Grado de compatibilidad** (S_3) entre dos usuarios.

Por ello usaremos conjuntos de etiquetas seleccionados de una jerarquía lingüística de 3 niveles de 3, 5 y 9 etiquetas cada uno. En concreto, seleccionamos el segundo nivel para asignar grados de importancia, y el tercer nivel para asignar grados de relevancia y de compatibilidad ($S_1 = S^5$, $S_2 = S^9$ y $S_3 = S^9$).

4.2. Fase de generación de recomendaciones

La base del sistema propuesto es SIRE2IN [21] y al tratarse de un SR basado en contenidos, genera las recomendaciones mediante

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 [2]. Como hemos comentado, usamos un modelo vectorial [19] para la representación de los temas de interés del usuario y los ámbitos de los recursos, por lo que para el cálculo de la similaridad hemos optado por usar la *medida del coseno*. El motivo es que se trata de una medida angular que representa una vista del espacio desde un punto fijo, el origen, pero no considera la distancia de cada elemento respecto del origen, sino únicamente su dirección. Ello nos permite considerar igualmente relevantes para un usuario, un anuncio de convocatoria que una descripción detallada de la misma. Se define como:

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

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 temas 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 colaboración de los usuarios. En caso de que un usuario desee colaborar, el sistema calcula la similaridad entre su perfil y el del resto de perfiles de usuarios que también desean colaborar (usando la medida del coseno). Para conseguir recomendaciones sociales, al valor obtenido mediante la medida del coseno le aplicamos una *función de interdisciplinariedad*. Esta función debe aplicar un mayor peso a los valores intermedios de similaridad (cercaos al 0,5), porque los valores cercanos al 1 no aportarían recomendaciones interesantes y los valores cercanos al 0 implican una afinidad muy escasa. Para establecer esta función podemos utilizar operadores OWA centrados [27]. En concreto, en el sistema propuesto usamos la función triangular mostrada en la figura 1:

$$g(x) = \begin{cases} 2x & \text{para } 0 \leq x \leq 1/2 \\ 2 - 2x & \text{para } 1/2 < x \leq 1 \end{cases}$$

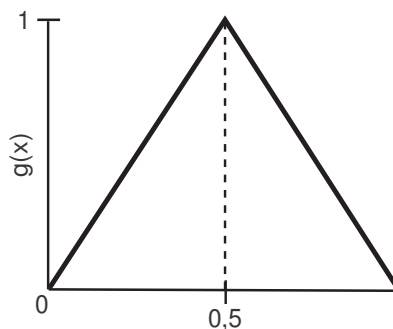


Figura 1: Función triangular.

Una vez calculado el valor de interdisciplinariedad, podemos recomendar o no la colaboración entre los dos investigadores, según se supere o no un valor de umbral α previamente establecido. 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 mediante la función de interdisciplinariedad. Este grado será una etiqueta de S_3 . Para transformar las etiquetas de un nivel a otro usamos las funciones de transformación definidas en el MLD multi-granular.

5. Conclusiones

El incremento exponencial de sitios Web y documentos que se crean y distribuyen en formato electrónico provoca que los técnicos de OTRI no sean capaces de acceder a la información de forma eficiente, por lo que necesitan herramientas automáticas que les faciliten su acceso a la información. En este trabajo hemos presentado una mejora de SIRE2IN, un SR anteriormente propuesto. Se trata de un SR que genera recomendaciones mediante los

enfoques basado en contenidos y social, e incluyendo un MLD multi-granular. El sistema filtra la información y la distribuye entre aquellos usuarios a los que más les pueda interesar, recomendando además sobre posibilidades de colaboración con otros usuarios con perfiles afines, pero no totalmente del mismo perfil. Con ello conseguimos que las recomendaciones sean más interesantes para el usuario, pues son recomendaciones que en principio no esperaba, y al mismo tiempo se consigue una interdisciplinariedad que fomenta el acceso a proyectos conjuntos.

Agradecimientos. Este trabajo ha sido desarrollado con la financiación del proyecto de la Junta de Andalucía SAINFOWEB, cod. P05-TIC-602.

Referencias

- [1] B. Arfi. Fuzzy decision making in politics: a linguistic fuzzy-set approach (LF-SA). *Political Analysis*, 13 (1), 23-56, 2005.
- [2] Y. Cao, Y. Li. An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products. *Expert Systems with Applications*, 33, 230-240, 2007.
- [3] Y.-L. Chen et al. A group recommendation system with consideration of interactions among group members. *Expert Systems with Applications*, in press, 2007.
- [4] 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.
- [5] R. Degani, G. Bortolan. The problem of linguistic approximation in clinical decision making. *Int. J. of Approximate Reasoning*, 2, 143-162, 1988.
- [6] N. Good, J.B. Schafer, J.A. Konstan, A. Borchers, B.M. Sarwar, J.L. Herlocker, J. Riedl. Combining collaborative filtering with personal agents for better recommendations. *Proc. of the Sixteenth National Conference on Artificial Intelligence*, 439-446, 1999.
- [7] U. Hanani, B. Shapira, P. Shoval. Information filtering: Overview of issues, research and systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 11, 203-259, 2001.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] F. Herrera, L. Martínez. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multigranularity hierarchical linguistic contexts in multiexpert decision-making. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B: Cybernetics*, 31(2), 227-234, 2001.
- [13] F. Herrera, L. 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.
- [14] 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.

- [15] 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.
- [16] E. Herrera-Viedma, O. Cordon, M. Luque, A.G. López, A.M. Muñoz. A model of fuzzy linguistic IRS based on multi-granular linguistic information. *International Journal of Approximate Reasoning*, 34 (3), 221-239, 2003.
- [17] 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 Trans. on Fuzzy Systems*, 13 (5), 644-658, 2005.
- [18] 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.
- [19] R.R. Korfhage. *Information storage and retrieval*. New York: Wiley Computer Publishing, 1997.
- [20] G. Lekakos, G.M. Giaglis. Improving the prediction accuracy of recommendation algorithms: Approaches anchored on human factors. *Interacting with Computers*, 18, 410-431, 2006.
- [21] C. Porcel, E. Herrera-Viedma, S. Alonso, A.G. López-Herrera. A personalized information filtering system for research resources based on multi-granular fuzzy linguistic modeling. *Proceedings of the EUROFUSE Workshop, New Trends in Preference Modeling*, 111-116, 2007.
- [22] L.M. Quiroga, J. Mostafa. An experiment in building profiles in information filtering: the role of context of user relevance feedback. *Information Processing and Management*, 38, 671-694, 2002.
- [23] P. Reisnick, H.R. Varian. Recommender systems. *Special issue of Comm. of the ACM*, 40 (3), 56-59, 1997.
- [24] J.B. Schafer, J.A. Konstan, J. Riedl. ECommerce recommendation applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 5, nos 1-2, 115-153, 2001.
- [25] V. Schickel-Zuber, B. Faltings. Overcoming incomplete user models in recommendation systems via an ontology. *LNAI 4198*, 39-57, 2006.
- [26] Clasificación UNESCO. Ministerio de Educación y Ciencia. http://www.mec.es/ciencia/jsp/plantilla.jsp?area=plan_idi&id=6&contenido=/files/portada.jsp
- [27] R.R. Yager. Centered OWA operators. *Soft Computing*, 11, 631-639, 2007.
- [28] 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.