

# Un sistema de recomendaciones lingüístico difuso para el filtrado de material docente

C.Porcel\*, M.J.Lizarte<sup>†</sup>, E.Herrera-Viedma<sup>‡</sup>

\*Dept.Informática, Universidad de Jaén, 23071, Jaén

<sup>†</sup>Dept.Psicología Evolutiva y de la Educación, Universidad de Almería, 04071, Almería

<sup>‡</sup>Dept.Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, 18071, Granada

Email: {cporcel@ujaen.es, mjlizarte@ual.es, viedma@decsai.ugr.es}

**Resumen**—En este trabajo se presenta el diseño de un sistema de recomendaciones lingüístico difuso para facilitar a los alumnos el acceso a información sobre recursos docentes que puedan ser de su interés. Al sugerir material didáctico adecuado a las necesidades específicas del alumno, se fomenta un aprendizaje significativo, incidiendo directamente en el proceso de enseñanza-aprendizaje. El uso de dicho sistema, además de facilitar la difusión automática de material didáctico (recursos bibliográficos, apuntes, ejercicios, portales Web, etc.) personalizado, ayudará también a identificar otros usuarios (alumnos) con los que colaborar y así formar grupos de trabajo que refuercen la acción tutorial y el aprendizaje colaborativo. El sistema propuesto se implantará inicialmente en la asignatura de Ofimática de la Diplomatura en Ciencias Empresariales de la Universidad de Jaén.

## I. MOTIVACIÓN

Las principales ideas que rigen el nuevo escenario del Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) conllevan una reforma del sistema educativo centrada en el proceso de enseñanza-aprendizaje y el papel activo de los estudiantes, así como la plena integración de las tecnologías de la información y la comunicación en los futuros sistemas educativos. En los últimos años, de cara al establecimiento de dicho marco europeo de educación, en el sistema universitario español se está buscando desarrollar sus principales ámbitos de aplicación, es decir, los procesos de enseñanza, investigación y servicios [23].

El uso cada vez más extendido de tecnologías Web facilita el desarrollo de nuevos modelos pedagógicos [30]. Estos modelos, que complementan la formación presencial, se engloban bajo el concepto de *docencia virtual* [14]. Las nuevas tecnologías enriquecen la formación, con la posibilidad no sólo de difundir información de una forma cómoda y eficiente, sino de dotar a los participantes (profesores, alumnos, expertos, etc.) de herramientas para la comunicación personal y grupal que refuercen la acción tutorial y el aprendizaje colaborativo.

En este sentido, las bibliotecas digitales pueden ayudar a reforzar los métodos pedagógicos más tradicionales, puesto que ponen a disposición de profesores y estudiantes un gran número de recursos en formato electrónico [3], [6], [28]. Normalmente, cualquier biblioteca digital incluye una función de búsqueda tradicional. Sin embargo, los usuarios incrementan su frustración conforme sus necesidades son más complejas y el volumen de información incrementa [3], [6], [28]. 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], [22].

En este trabajo plantemos el uso de bibliotecas digitales como herramientas de innovación docente, incorporando mecanismos que ayuden a difundir los recursos pedagógicos disponibles de forma personalizada entre los estudiantes, para de esta forma mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje adaptándolo según sus necesidades específicas. El acceso a dichos recursos incluirá tanto material básico como complementario, de cara a reforzar los conceptos adquiridos en el aula y permitir al alumno el desarrollo de un aprendizaje significativo. El uso del sistema permitirá una difusión automática personalizada de recursos pedagógicos relevantes de cara al aprendizaje de los alumnos, incluyendo bibliografías, ejercicios, libros, capítulos de libros, apuntes, transparencias, enlaces Web, etc. Además, el sistema ayudará también a identificar otros alumnos con necesidades pedagógicas similares, recomendando colaboraciones entre ellos, permitiendo así formar grupos de trabajo que refuercen la acción tutorial y el aprendizaje colaborativo.

La propuesta se basa en la incorporación en una Biblioteca Digital Universitaria (BDU) de un sistema de recomendaciones lingüístico difuso. Por un lado, proponemos el uso de un sistema de recomendaciones que ayude a evaluar y filtrar la gran cantidad de información disponible en cualquier ámbito, así como a asistir a los usuarios en sus procesos de acceso a la información [2], [7], [29]. Por otro lado, aplicamos el Modelado Lingüístico Difuso (MLD) que aporta técnicas más flexibles para representar y gestionar información subjetiva e imprecisa [8], [9], [31].

El sistema propuesto se podría aplicar en un ámbito interdisciplinar, incluyendo cualquier asignatura y titulación. Sin embargo, dados los costes computacionales que ello supondría, y de cara a obtener una primera versión en la que probar y evaluar la funcionalidad del sistema, se plantea su aplicación dentro del marco de la asignatura de Ofimática de la Diplomatura en Ciencias empresariales de la Universidad de Jaén. Se propone dicha asignatura por la amplia variedad de material que puede ser usado para impartir dicha docencia, por las posibilidades de personalización que nos ofrece y

porque actualmente estamos impartíendola, lo que nos facilita la implantación y evaluación de la propuesta.

El trabajo se estructura de la siguiente forma. En la sección 2 definimos qué son los sistemas de recomendaciones y revisamos sus aspectos fundamentales. La sección 3 analiza el concepto de MLD, especialmente el modelo de las 2-tuplas y el multi-granular, que serán los que usemos en nuestra propuesta. En la sección 4 presentamos el diseño del sistema de recomendaciones propuesto. Por último, exponemos nuestras conclusiones.

## II. SISTEMAS DE RECOMENDACIONES

Podemos definir los sistemas de recomendaciones como sistemas cuyas salidas son recomendaciones individualizadas, es decir que ayudan a los usuarios a acceder a ítems interesantes o útiles, en aquellas situaciones en las que hay que elegir entre un gran número de posibilidades [1]. Se trata de un área de investigación que ofrece herramientas para discernir entre información relevante e irrelevante, proporcionando asistencia personalizada en los procesos de acceso a la información [29].

Estos servicios de filtrado automático difieren de las tradicionales herramientas de búsqueda, en los siguientes aspectos [7], [29]:

- Se pueden aplicar sobre datos sin estructurar o semi-estructurados (por ejemplo documentos Web o mensajes de correo electrónico).
- Están basados en perfiles de usuario que representan las necesidades de información a medio o largo plazo, en lugar de que los usuarios expresen sus necesidades mediante consultas que reflejan necesidades puntuales. Por tanto, estos sistemas de recomendaciones trabajan de forma off-line.
- Su objetivo es eliminar información irrelevante del flujo de entrada.

En la literatura se pueden encontrar numerosas técnicas para generar las recomendaciones [2], [7], [29], todas ellas con sus ventajas e inconvenientes. En este trabajo proponemos el uso de un enfoque híbrido entre las técnicas basadas en contenidos y las colaborativas, para suavizar las desventajas que cada una de ellas presenta por separado y aprovecharnos de sus beneficios [1], [5], [18]:

- *Sistemas de recomendaciones basados en contenidos.* Generan las recomendaciones teniendo en cuenta los términos usados en la representación de los ítems a recomendar y las valoraciones que los usuarios dan sobre los ítems que han analizado. Estos sistemas suelen fallar cuando se conoce poco sobre las necesidades de información de los usuarios.
- *Sistemas de recomendaciones colaborativas.* El sistema genera recomendaciones usando información explícita o implícita sobre las preferencias o necesidades de información de los usuarios, ignorando la información almacenada para la representación de los ítems. Estos sistemas localizan usuarios con un historial de valoraciones similar al del usuario al que se le quiera recomendar y

generan las recomendaciones usando estos usuarios de preferencias similares.

En este tipo de sistemas, las preferencias de información de los usuarios son usadas para definir perfiles que actúan como filtros sobre el flujo de ítems. Por tanto, la construcción de perfiles precisos, así como mantenerlos actualizados dinámicamente, es una tarea fundamental y el éxito del sistema dependerá en gran medida de ello [27].

Para mantener este esquema, la actividad de generación de recomendaciones es seguida por una fase de realimentación en la que los usuarios valoran la relevancia de las recomendaciones suministradas, y el sistema usa estas evaluaciones para actualizar automáticamente los perfiles de los usuarios [7], [29].

Dada su utilidad, su uso es cada vez más común en diversos campos de cara a reducir la sobrecarga de información a la que nos enfrentamos hoy en día. Así por ejemplo, se aplican en portales web de comercio electrónico para mejorar las ventas [4], [15], en sistemas de ayuda en toma de decisiones [19], [21], en entornos universitarios para recomendar recursos de investigación [26], y en general, para recomendar películas [18], [24], música [17], [25], información turística [20], incluso como herramientas de ayuda al aprendizaje [13], etc. Por tanto, este tipo de sistemas pueden facilitar la labor de difusión personalizada de material que tienen que realizar tanto el personal de biblioteca como el profesorado que imparte una determinada asignatura.

## III. MODELADO LINGÜÍSTICO DIFUSO

Hay situaciones en las que la información no puede ser valorada precisamente de forma cuantitativa, pero podría serlo de forma cualitativa. El uso de la Teoría de Conjuntos Difusos ha dado muy buenos resultados para el modelado de información cualitativa [31] y se ha demostrado su utilidad en multitud de problemas [8], [11], [12]. Se trata de una herramienta basada en el concepto de *variable lingüística* [31].

### III-A. Modelado lingüístico difuso 2-tuplas

El MLD 2-tuplas [9] es un modelo continuo de representación de la información. 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 la semántica asociada con cada una de las etiquetas viene dada por medio de funciones de pertenencia triangulares y consideramos todos los términos distribuidos sobre una escala sobre la que hay establecida una relación de orden total. Si mediante un método simbólico de agregación de información lingüística, obtenemos un valor  $\beta \in [0, g]$ , y  $\beta \notin \{0, \dots, g\}$ , podemos representar  $\beta$  como una 2-tupla  $(s_i, \alpha_i)$ , donde  $s_i$  representa la etiqueta lingüística, y  $\alpha_i$  es un valor numérico que expresa la traslación de  $\beta$  con respecto 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  $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = \beta \in [0, g]$  [9].

Para establecer el modelo computacional, definimos operadores de negación, de comparación y de agregación. Usando las funciones  $\Delta$  y  $\Delta^{-1}$ , podemos extender cualquiera de los operadores de agregación ya definidos para trabajar con 2-tuplas [9].

### III-B. Modelado lingüístico difuso multi-granular

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. Cuando distintos expertos tienen diferentes grados de incertidumbre sobre el fenómeno o cuando un experto tiene que valorar distintos conceptos, se necesitan varios conjuntos de términos lingüísticos de diferente granularidad [10]. En tales situaciones necesitamos herramientas que nos permitan gestionar la información lingüística multi-granular. En [10] se propuso un MLD 2-tuplas multi-granular basado en el concepto de jerarquía lingüística. Una *Jerarquía Lingüística*,  $LH$ , es un conjunto de niveles  $l(t, n(t))$ , donde cada nivel  $t$  es un conjunto de términos lingüísticos con una granularidad  $n(t)$  diferente [10]. Los niveles están ordenados por granularidad, de manera que podemos definir un nivel a partir del anterior:  $l(t, n(t)) \rightarrow l(t+1, 2 \cdot n(t) - 1)$ . En [10] se definió 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 y así podemos usar los operadores definidos en el modelo 2-tuplas.

## IV. DISEÑO DEL SISTEMA

En esta sección presentamos el diseño del sistema de recomendaciones lingüístico difuso para ayudar a difundir recursos pedagógicos de forma personalizada entre los alumnos. Para ello, se propone su incorporación en una BDU, puesto que consideramos que las bibliotecas pueden usarse como herramientas efectivas de innovación docente. Además de difundir material propuesto por el profesorado de una asignatura específica, también se puede difundir información sobre todo tipo de recursos a los que se tenga acceso, para de esta forma mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje adaptándolo según las necesidades de los alumnos. El acceso a dichos recursos incluirá tanto material básico como complementario, de cara a reforzar los conceptos adquiridos en el aula y permitir al alumno el desarrollo de un aprendizaje significativo. El sistema también ayuda a identificar alumnos con necesidades pedagógicas similares, lo cual es importante de cara a que colaboren entre ellos y así reforzar la acción tutorial y el aprendizaje colaborativo.

Tal y como se ha indicado en la introducción, el sistema propuesto se podría aplicar en un ámbito interdisciplinar, incluyendo cualquier asignatura y titulación. Sin embargo, inicialmente, y de cara a obtener una primera versión en la que probar y evaluar la funcionalidad de la propuesta, en

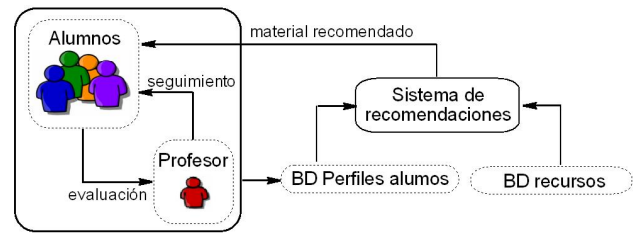


Figura 1. Arquitectura básica.

este trabajo se plantea su aplicación dentro del marco de la asignatura de Ofimática de la Diplomatura en Ciencias empresariales.

En la figura 1 podemos observar la arquitectura básica del sistema. Dado que usamos un enfoque de generación de recomendaciones híbrido, es fundamental representar de forma adecuada tanto los recursos, como los alumnos. El objetivo es recomendar recursos con la idea de cubrir las necesidades pedagógicas que vayan presentando los alumnos, por lo que tenemos que buscar esquemas de representación adecuados que nos permitan relacionar recursos con las necesidades de los alumnos. Por ello, hemos considerado que la solución idónea es usar, como mecanismo de representación, las competencias que se tienen que cubrir en la asignatura. Así, por un lado, un recurso pedagógico satisface o ayuda a cubrir en distinta medida algunas de esas competencias, y por otro lado, un alumno tendrá necesidad de cubrir determinadas competencias para un correcto aprendizaje de la asignatura.

Para representar los distintos conceptos que tienen que ser valorados, usamos diferentes conjuntos de etiquetas de cara a obtener una mayor flexibilidad en los procesos de comunicación del sistema. Entonces, usaremos distintos conjuntos de etiquetas ( $S_1, S_2, \dots$ ) seleccionados de una  $LH$ , para representar los distintos conceptos que tienen que ser valorados. El número de conjuntos de etiquetas que podemos usar, está limitado por el número de niveles de la jerarquía  $LH$ , y por tanto, en algunos casos, dos conjuntos de etiquetas  $S_i$  y  $S_j$  pueden estar asociados al mismo nivel de  $LH$ , pero con diferentes interpretaciones dependiendo del concepto que se esté modelando. En nuestro sistema, vamos a distinguir tres conceptos:

- *Grado de importancia* con el que una determinada competencia puede ser adquirida mediante un recurso o de cara a establecer las necesidades pedagógicas identificadas en un alumno (etiqueta de  $S_1$ ).
- *Grado de relevancia* de un recurso para un alumno (etiqueta de  $S_2$ ).
- *Grado de similitud* entre las necesidades pedagógicas de dos alumnos (etiqueta de  $S_3$ ).

En concreto, usaremos etiquetas seleccionadas de una  $LH$  de 2 niveles (de 5 y 9 etiquetas), con  $S_1 = S^5$ ,  $S_2 = S^9$  y  $S_3 = S^9$ .

#### IV-A. Representación de los recursos

Los recursos pedagógicos son los items que va a recomendar nuestro sistema, así que es fundamental obtener una representación adecuada de los mismos. Para ello, la solución adoptada en este trabajo es tener en cuenta las competencias a cubrir, es decir, los descriptores de la asignatura publicados en el B.O.E. correspondiente. En nuestro caso, la asignatura de Ofimática se enmarca en el plan de estudios publicado en el B.O.E. 23/08/2000, donde se especifican los siguientes descriptores:

1. Herramientas de gestión en la Empresa.
2. Hojas de cálculo.
3. Sistemas de gestión de bases de datos.
4. Procesadores de texto.
5. Gráficos de negocios.
6. Comunicaciones.

Por tanto, cada recurso lo vamos a representar teniendo en cuenta el grado en el que cubre cada una de esas 6 competencias. Entonces, haciendo uso del modelo vectorial [16], para cada recurso  $i$  vamos a usar un vector de competencias,  $VR_i$ , de 6 elementos (uno por cada competencia), donde en cada posición se almacena una 2-tupla  $\in S_1$  que indica el grado de importancia en que el recurso cubre la competencia correspondiente a dicha posición:

$$VR_i = (VR_{i1}, VR_{i2}, \dots, VR_{i6})$$

Estos grados de importancia son asignados por el profesorado cuando se añade un nuevo recurso.

#### IV-B. Establecimiento de perfiles de alumnos

El objetivo es desarrollar una base de datos que identifique las necesidades pedagógicas de cada alumno, en base a las cuales se irá personalizando el material recomendado. El profesor irá planteando actividades para evaluar a los alumnos. Los resultados serán posteriormente analizados para establecer las necesidades que presenta el alumno y así formar su perfil. Dichas necesidades vendrán dadas por una serie de competencias que se tienen que cubrir, y que son las mismas que hemos usado para la representación de los recursos. Es decir, que a raíz de los resultados de las actividades planteadas, el profesor identifica las necesidades de los alumnos valorando el grado en que necesita desarrollar cada una de las competencias planteadas en la asignatura.

Por tanto, para representar a un alumno  $x$  también usamos un vector [16],  $VU_x$ , de 6 elementos donde en cada posición se almacena una 2-tupla  $\in S_1$ , que indica el grado de importancia de la correspondiente competencia con respecto a las necesidades identificadas en el alumno:

$$VU_x = (VU_{x1}, VU_{x2}, \dots, VU_{x6})$$

Este perfil se irá actualizando durante la fase de realimentación, en la que los propios alumnos proporcionan evaluaciones sobre los recursos que el sistema les va proponiendo. El profesor también analizará la evolución de los alumnos

y evaluará el material recomendado. Ambas evaluaciones de alumno y profesor, valores de  $S_2$ , se van agregando mediante el operador  $\bar{x}^e$  definido en [9].

#### IV-C. Método de generación de recomendaciones

Como ya hemos comentado, para generar las recomendaciones vamos a usar un enfoque híbrido [1], [5], [18], entre los esquemas basado en contenidos y colaborativo. Tanto los recursos como los perfiles de alumnos los representamos mediante el modelo vectorial, por lo que para calcular la similitud entre recursos o entre alumnos usaremos la medida del coseno [16], pero modificada para que nos permita trabajar en un contexto lingüístico de 2-tuplas. Dados dos vectores de valores lingüísticos 2-tuplas:

$$V_1 = ((v_{11}, \alpha_{v11}), (v_{12}, \alpha_{v12}), \dots, (v_{16}, \alpha_{v16}))$$

y

$$V_2 = ((v_{21}, \alpha_{v21}), (v_{22}, \alpha_{v22}), \dots, (v_{26}, \alpha_{v26}))$$

entonces, la medida de similitud lingüística,  $\sigma_l(V_1, V_2) \in S_1$ , se define de la siguiente manera:

$$\sigma_l(V_1, V_2) = \Delta(g \times \frac{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{1k}, \alpha_{v1k}) \times \Delta^{-1}(v_{2k}, \alpha_{v2k}))}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{1k}, \alpha_{v1k}))^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{2k}, \alpha_{v2k}))^2}}) \quad (1)$$

donde  $g$  es la etiqueta de mayor valor, dentro del conjunto de términos que estemos considerando,  $n$  es el número de términos usado para definir los vectores (es decir, el número de competencias) y  $(v_{ik}, \alpha_{vik})$  es el valor lingüístico 2-tupla de la competencia  $k$  en el vector del recurso o del alumno ( $V_i$ ).

Cuando se inserta un nuevo recurso  $i$  en el sistema, no hay ninguna valoración sobre él, con lo cual adoptamos un enfoque basado en contenidos. Lo que hacemos es calcular la medida de similitud lingüística,  $\sigma_l(VR_i, VR_j)$ , entre el vector  $VR_i$  que representa el nuevo recurso y los vectores del resto de recursos, ya insertados en el sistema ( $VR_j$ ), y seleccionamos los que hayan tenido una similitud superior a un umbral lingüístico  $\alpha \in S_1$ . A continuación, se buscan los alumnos que han valorado positivamente esos recursos. Para estimar el grado de relevancia del nuevo recurso  $i$  para un alumno  $x$  satisfecho con un recurso  $j$  muy similar a  $i$ , el sistema agrega (usando la media aritmética definida en [9])  $\sigma_l(VR_i, VR_j)$  con las valoraciones dadas sobre  $j$ . Previamente, habrá que transformar  $\sigma_l(VR_i, VR_j)$  en una etiqueta lingüística de  $S_2$  haciendo uso de las funciones de transformación definidas en [10]. Por último, si el grado de relevancia estimado es mayor que un umbral lingüístico  $\beta$ , el sistema recomendará el recurso  $i$  a los alumnos seleccionados.

Por otro lado, para dichos alumnos seleccionados en el punto anterior, el sistema también recomienda colaboraciones con otros alumnos con necesidades pedagógicas similares. Para identificar esos alumnos con perfiles similares, en este punto adoptamos un enfoque colaborativo. Para cada uno de

los alumnos  $x$  seleccionados en el paso anterior, calculamos  $\sigma_l(VU_x, VU_y)$  entre el alumno  $x$  y el resto de alumnos  $y$ , teniendo en cuenta que, en este caso, el resultado obtenido es una etiqueta de  $S_3$ . Si  $\sigma_l(VU_x, VU_y) \geq \delta$  (umbral lingüístico también definido sobre  $S_3$ ), el sistema considera que los dos alumnos podrían colaborar de cara a mejorar sus procesos educativos y recomienda dicha colaboración.

Una vez completado todo el proceso, el sistema envía a los alumnos seleccionados un email con la información del nuevo recurso, su grado de relevancia estimado, y las posibilidades de colaboración con otros alumnos, junto con el grado estimado de similitud para justificar dicha colaboración.

Posteriormente, una vez que los alumnos hayan podido analizar y estudiar los recursos y colaboraciones recomendadas por el sistema, se les pedirá que valoren la relevancia de dichas recomendaciones. Los profesores también analizará la evolución de los alumnos y evaluará el material recomendado. El sistema usará estas valoraciones para actualizar automáticamente los perfiles de los usuarios [7], [29]. Es lo que se conoce como fase de realimentación.

## V. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos presentado el diseño de un sistema de recomendaciones lingüístico difuso para facilitar a los alumnos el acceso a información sobre recursos docentes que puedan necesitar. Al sugerir material didáctico adecuado a las necesidades específicas del alumno, se fomenta un aprendizaje significativo, incidiendo directamente en el proceso de enseñanza-aprendizaje. Además, el sistema ayudará también a identificar otros alumnos con necesidades pedagógicas similares, facilitando la formación de grupos de trabajo que refuercen la acción tutorial y el aprendizaje colaborativo. El sistema ha sido diseñado adoptando un enfoque de generación de recomendaciones híbrido, así como un MLD que aporta técnicas más flexibles para representar y gestionar información subjetiva e imprecisa.

Como principal trabajo futuro, nos proponemos la implantación del sistema y su posterior validación, considerando inicialmente la asignatura de Ofimática de la Diplomatura en Ciencias Empresariales de la Universidad de Jaén, pero con vistas a su utilización en otras asignaturas de manera que se pueda contar con muchos más recursos y que el mismo sistema pudiera ser utilizado por ejemplo para un mismo curso.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido desarrollado con la financiación del proyecto FUZZYLING (TIN2007-61079) y de un proyecto de innovación docente concedido por la Universidad de Jaén (código PID61B).

## REFERENCIAS

- [1] Burke R., *Hybrid recommender systems*. User Modeling and User-Adapted Interaction, 12(4), 331-370, 2002.
- [2] Burke R., *Hybrid Web Recommender Systems*. P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl (Eds.): The Adaptive Web, LNCS 4321, 377-408, 2007.
- [3] Callan J., et. al., *Personalisation and Recommender Systems in Digital Libraries*. Joint NSF-EU DELOS Working Group Report, 2003.
- [4] Cao Y., Li Y., *An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products*. Expert Systems with Applications, 33, 230-240, 2007.
- [5] Claypool M., Gokhale A., Miranda T., *Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper*. In Proc. of the ACM SIGIR-99 Workshop on Recommender Systems-Implementation and Evaluation, 1999.
- [6] Gonçalves M. A., Fox E. A., Watson L. T., Kipp N. A., *Streams, structures, spaces, scenarios, societies (5s): A formal model for digital libraries*. ACM Trans. Inf. Syst. 22(2), 270-312, 2004.
- [7] Hanani U., Shapira B., Shoval P., *Information Filtering: Overview of Issues, Research and Systems*. User Modeling and User-Adapted Interaction, 11, 203-259, 2001.
- [8] Herrera F., Herrera-Viedma E., Verdegay J.L., *Direct approach processes in group decision making using linguistic OWA operators*. Fuzzy Sets and Systems, 79, 175-190, 1996.
- [9] Herrera F., Martínez L., *A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words*. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 8(6), 746-752, 2000.
- [10] Herrera F., Martínez L., *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.
- [11] Herrera-Viedma E., López-Herrera A. G., Luque M., Porcel C., *A Fuzzy Linguistic IRS Model Based on a 2-Tuple Fuzzy Linguistic Approach*. Int. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-based Systems, 15(2), 225-250, 2007.
- [12] Herrera-Viedma E., Pasi G., López-Herrera A. G., Porcel C., *Evaluating the information quality of web sites: A methodology based on fuzzy computing with words*. J. of the American Society for Information Science and Technology, 57(4), 538-549, 2006.
- [13] Hsu M.H., *A personalized English learning recommender system for ESL students*. Expert Systems with Applications, 34, 683-688, 2008.
- [14] Kearsley G., *Online education: Learning and teaching in cyberspace*. Belmont, CA: Wadsworth., 2000.
- [15] Kim K.J., Ahn H., *A recommender system using GA K-means clustering in an online shopping market*. Expert systems with applications, 34, pág. 1200-1209, 2008.
- [16] Korfhage R.R., *Information Storage and Retrieval*. New York: Wiley Computer Publishing, 1997.
- [17] Lastfm. Disponible en <http://www.lastfm.es/>
- [18] Lekakos G., Caravelas P., *A hybrid approach for movie recommendation*. Multimedia tools and applications, 36, pág. 55-70, 2008.
- [19] Liang T-P., *Recommendation systems for decision support: An editorial introduction*. Decision Support Systems, 45, 385-386, 2008.
- [20] Loh S., Lorenzi F., Saldaña R., Lichnow D., *A Tourism Recommender System based on Collaboration and Text Analysis*. Information Technology and Tourism, 6, pág. 15-165, 2004.
- [21] Malinowski J., Weitzel T., Keim T., *Decision support for team staffing: An automated relational recommendation approach*. Decision Support Systems, 45, 429-447, 2008.
- [22] Marchionini G., *Research and Development in Digital Libraries*. Disponible en [http://ils.unc.edu/~march/digital\\_library\\_R\\_and\\_D.html](http://ils.unc.edu/~march/digital_library_R_and_D.html)
- [23] Moscospo P., *La nueva misión de las bibliotecas universitarias ante el Espacio Europeo de la Enseñanza Superior*. Jornadas Rebiun 2003: Los Centros para recursos del aprendizaje y la investigación docente, 2003.
- [24] Movielens - movie recommendations. Disponible en <http://movielens.umn.edu/login>.
- [25] MyStrands - Social Recommendation and Discovery. Disponible en <http://www.mystrands.com/>
- [26] Porcel C., López-Herrera A.G., Herrera-Viedma E., *A recommender system for research resources based on fuzzy linguistic modeling*. Expert Systems with Applications, 36, 5173-5183, doi:10.1016/j.eswa.2008.06.038, 2009.
- [27] Quiroga L.M., Mostafa J., *An experiment in building profiles in information filtering: the role of context of user relevance feedback*. Information Processing and Management, 38, 671-694, 2002.
- [28] Renda M.E., Straccia U., *A personalized collaborative Digital Library environment: a model and an application*. Information Processing and Management, 41, 5-21, 2005.
- [29] Reisman P., Varian H.R., *Recommender Systems*. Special issue of Comm. of the ACM, 40(3), 56-59, 1997.

- [30] Vaquerizo M.B., Renedo E., *Herramientas para la elaboración de Contenidos Didácticos en el Contexto e-Learning*. Actas de las XIV Jornadas de Enseñanza universitaria de la Informática (JENUI2008). Disponible en <http://bioinfo.uib.es/~joemi/aenui/procJenui/Jen2008.htm>.
- [31] Zadeh L.A., *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.