



Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana
de Inteligencia Artificial

ISSN: 1137-3601

revista@aepia.org

Asociación Española para la Inteligencia
Artificial
España

Sicilia Urbán, Miguel Ángel; García Barriocanal, Elena; Martínez Herráiz, José Javier
Personalización Estructural Basada en Criterios de Usabilidad
Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, vol. 6, núm. 16, verano, 2002,
pp. 99-106
Asociación Española para la Inteligencia Artificial
Valencia, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=92561612>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Personalización Estructural Basada en Criterios de Usabilidad

Miguel Ángel Sicilia Urbán¹, Elena García Barriocanal², José Javier Martínez Herráiz²

¹Laboratorio DEI, Universidad Carlos III,
Av. Universidad, 30
Leganés (Madrid), 28911
msicilia@inf.uc3m.es

²Universidad de Alcalá de Henares,
Ctra. Barcelona km. 33,600
Alcalá de Henares (Madrid), 28871
{elena.garciab, josej.martinez}@uah.es

Resumen

El filtrado personalizado en aplicaciones Web consiste básicamente en la selección un subconjunto de los elementos de un gran conjunto de objetos, de acuerdo a las características del usuario. Las técnicas más habituales para realizarlo, como son el filtrado basado en contenidos o el basado en las preferencias de grupos, utilizan de manera directa o indirecta información sobre el dominio de la aplicación, y tienen en cuenta el contenido de los objetos filtrados. En este trabajo, se presenta el *filtrado estructural* como una técnica complementaria, en la cual el filtrado es independiente del contenido de los objetos, y que trata de adaptar características propias de los mismos, como su tamaño o forma, teniendo en cuenta criterios de usabilidad. Como ámbito de aplicación y estudio se ha utilizado el marco del aprendizaje en Internet, y se describen técnicas de agregación y cuantificación borrosa que pueden aplicarse en los procesos de adaptación estructural.

Palabras clave: Personalización, Filtrado de información, Objeto de Aprendizaje, Usabilidad, Cuantificación Borrosa, Agregación Borrosa.

1. Introducción

El término *personalización* en Internet engloba cualquier tipo de adaptación de la “experiencia del usuario” en las aplicaciones Web, y abarca un amplio abanico de técnicas, desde las recomendaciones orientadas a la “venta cruzada” (un resumen puede encontrarse, por ejemplo, en [Schafer *et al*, 99]), hasta los sistemas de navegación guiada por un modelo de los conocimientos o los objetivos de sus usuarios (véase, por ejemplo [Brusilovsky *et al*, 98]). En el área de la investigación en sistemas hipermedia, los sistemas Web personalizados suelen englobarse bajo el término más general de *hipermedia adaptativa*

[Brusilovsky, 01]. Por otro lado, muchos de los *frameworks* de desarrollo de aplicaciones de comercio electrónico o de gestión de contenidos para la Web proporcionan servicios para la adaptación de las páginas a los intereses del usuario (en [Kobsa, 01] se proporciona una visión general).

Sin embargo, ninguno de los sistemas o *frameworks* mencionados proporcionan un soporte explícito para la adaptación de aspectos de la propia estructura de la página Web, es decir, de las características de la página que son independientes del significado que tiene para el usuario la información que se muestra en ella. Por ejemplo, en una librería en la Web, las recomendaciones de libros a un determinado usuario

pueden generarse seleccionando libros de temática parecida a los que el usuario compró anteriormente (por tanto, se tiene en cuenta el contenido de las recomendaciones, en el contexto del dominio concreto de la librería), o bien podrían seleccionarse libros que hubiesen comprado usuarios con preferencias similares a la del usuario en cuestión (en este caso, también se tiene en cuenta el dominio y los contenidos, aunque de manera indirecta). Por contraposición, un ejemplo típico de filtrado estructural sería la adaptación del *número* de recomendaciones que se le muestran al usuario al entrar en la librería. Este tipo de comportamiento no examina los contenidos ni el dominio, sino sólo las preferencias que hayan podido inferirse del comportamiento del usuario, y normalmente, se aplicará como segundo filtro sobre uno de los anteriormente citados.

1.1. Caracterización Abstracta de un Sistema de Filtrado

Entre los diferentes comportamientos que pueden englobarse dentro de la personalización, el *filtrado* personalizado es uno de los más habituales. Someramente, podemos definir el filtrado como el proceso por el cual se seleccionan los elementos de información más relevantes para un usuario o grupo, de acuerdo con un criterio predefinido (o un conjunto de ellos según un sistema de prioridad). El filtrado se utiliza para abordar el bien conocido problema cognitivo de la “sobrecarga de información” [Badwen, 01], y se aplica [Belkin y Croft, 92] y estudia [Savage-Knepshield y Belkin, 99] desde hace años en los sistemas de *recuperación de información*, para seleccionar elementos de acuerdo a sus contenidos. Un sistema de filtrado en la Web opera típicamente sobre un gran espacio de objetos (entendidos aquí como *objetos de contenidos*, sean páginas o fragmentos de lenguajes de marcado como HTML, o contenidos multimedia de diversos tipos) que representaremos, para hacer más precisa la exposición, mediante el conjunto:

$$O = \{o_i\}, i = 1 \dots n$$

Estos objetos tendrán una estructura de metadatos adicional (para hacer la discusión general, no especificamos un modelo de metadatos concreto, sólo nos adherimos al concepto general expresado en [Berners-Lee, 97]). Por ejemplo, denotaremos el valor de un atributo de metadato denominado *level*, para un objeto concreto como *meta(o_i, level)*. Cuando un sistema de filtrado con funciones de personalización selecciona algunos de los objetos para un usuario en concreto, puede llegar a tener en cuenta un gran número de factores, incluyendo los propios del perfil o modelo de usuario y, en muchos

casos, también opera con un umbral de relevancia, que determina un valor de correspondencia mínima para que un determinado objeto sea seleccionado. Idealmente, este umbral puede también personalizarse, como se describe, por ejemplo, en [Zhai *et al*, 98].

Según lo anterior, podemos definir – de forma muy genérica –, una función de filtrado como una correspondencia de tuplas que representan el contexto de filtrado sobre subconjuntos de los objetos en *O*:

$$f : U \times T \times I \rightarrow 2^O$$

Donde *U* representa al conjunto de los usuarios (y/o grupos) del sistema, *T* es el dominio del tiempo, *I* es el intervalo unitario [0..1] y 2^O denota el conjunto potencia de los objetos de contenido del sistema. Así, una tupla (φ, t, μ) determina que el usuario o grupo φ (por la información de su perfil), en el instante de tiempo *t* (referido al instante en el que se realiza el filtrado, por ejemplo, “el momento en que se muestra la página Web”), obtendrá como resultado del filtrado un determinado subconjunto de *O*, en el cual se habrán eliminado aquellos que no superen el umbral de relevancia μ .

Por tanto, la función *f* nos puede devolver un subconjunto de objetos en *O* de cardinalidad arbitrariamente grande, lo que hace que comúnmente se tenga que fragmentar su presentación en la interfaz del usuario, como ocurre con los sistemas de paginación de resultados en los buscadores Web.

1.2. Tipos de Filtrado en la Web

Los sistemas de filtrado que van más allá de las técnicas de recuperación de información, pueden llevar a cabo diferentes tipos de comportamientos de personalización (no necesariamente exclusivos, véanse, por ejemplo, [Delgado *et al*, 98] o [Karypis, 01]), dependiendo del criterio de filtrado. La mayor parte de ellos pueden encuadrarse en una de las siguientes categorías:

- Filtrado *basado en contenidos* (a veces denominado filtrado cognitivo o basado en características), que extrae información del contenido, o cuenta con metadatos predefinidos que lo describen. En [Foltz y Dumais, 92], por ejemplo, se describen y comparan algunas de estas técnicas.
- Filtrado *colaborativo* o *social*, basado en el perfil de usuarios similares o información común de un grupo de usuarios. Un ejemplo significativo

es el uso de las evaluaciones de los artículos en el sistema de *news* Usenet para generar recomendaciones a otros usuarios de perfiles ‘similares’, tal y como se desarrolló en el sistema *GroupLens* [Konstan *et al*, 97].

Nosotros proponemos una nueva categoría en los sistemas de filtrado, basado en características de los elementos de la interfaz, que puede denominarse *filtrado estructural*, por contraposición a los anteriores tipos.

Tanto en el filtrado basado en contenidos como en el basado en comportamiento social, la función de filtrado toma en cuenta parámetros relativos a la semántica del objeto de contenido. Un sistema de filtrado basado en contenidos selecciona los objetos de acuerdo a la correlación entre el contenido de los mismos y las preferencias del usuario, mientras que un sistema de filtrado colaborativo los selecciona basándose en correlaciones entre personas con intereses similares. Por ejemplo, en el caso del comercio electrónico en una tienda de libros, se puede tener en cuenta el libro que se nos presenta de acuerdo a su similaridad con algunos que compramos anteriormente (un filtrado basado en contenido), o bien se puede tener en cuenta de acuerdo a los libros comprados por personas con una historia de compras similar a la nuestra (un filtro colaborativo). En el caso de los “cursos on-line”, se tendrá en cuenta la temática del curso y los conceptos que desarrolla, pero las técnicas son las mismas, solo varía el dominio. Para expresarlo en términos de la arquitectura general de un sistema de hipermedia adaptativa [Wu *et al*, 01], podríamos decir que estos tipos de filtrado tienen en cuenta el *Modelo del Dominio* directa o indirectamente (la descripción de la información de los contenidos en términos de conceptos y relaciones entre entidades del dominio), y también el *Modelo de Usuario* (las características recogidas o inferidas sobre los usuarios o grupos del sistema).

En este trabajo, nos centramos exclusivamente en los aspectos estructurales del filtrado, esto es, en aquellos aspectos que no están relacionados con la semántica contenida en el objeto. Muchos de estos aspectos están estrechamente relacionados con temas específicos de la interacción persona-ordenador, y más concretamente, de la usabilidad de las interfaces, y su independencia respecto al contenido semántico de un objeto determinado permite un tratamiento más general. En los términos anteriores, este tipo de adaptación puede considerarse como independiente del *Modelo del Dominio*, y siempre dependiente del *Modelo de Usuario*.

Es importante resaltar que la personalización que tratamos en este trabajo puede considerarse como complementaria a otros tipos de adaptaciones de la interfaz, que se centran en las capacidades del dispositivo de interacción y en consideraciones de ancho de banda de la red (véase, por ejemplo [Ma *et al*, 00]). Sin embargo, estos tipos de adaptación son dependientes del medio, y no de las preferencias del individuo, que son el foco de nuestra aproximación.

El resto de este artículo describe nuestros primeros resultados en la aplicación de mecanismos de personalización estructural, comenzando por una descripción de algunos de los atributos que pueden personalizarse de este modo, y describiendo después un caso de estudio en el que se han implementado algunos comportamientos de adaptación básicos sobre ellos.

2. Algunos Elementos Básicos de la Personalización Estructural

Hemos identificado algunos aspectos estructurales elementales susceptibles de ser personalizados (sin la pretensión de ser exhaustivos), con la intención de que sirvan como casos de estudio iniciales para validar nuestra aproximación. En el resto de esta sección los describimos, junto con algunos ejemplos. Estos aspectos no están directamente relacionados con la semántica de los contenidos (aunque puedan depender de ella, como en el caso de la densidad). El punto importante es que todas estas características son ortogonales al dominio del sitio Web y, por lo tanto, creemos que un tratamiento separado, genérico, podría resultar beneficioso. Desde el punto de vista de la usabilidad, existen estudios empíricos que relacionan parámetros estructurales de las páginas Web con la usabilidad – medida como la percepción subjetiva que los usuarios tienen de las mismas –, como las que se describen en [Ivory y Hearst, 02].

2.1. Cardinalidad

La cardinalidad de un subconjunto de objetos, que denotaremos como $|s|$, $s \subset O$, puede definirse como la cantidad de objetos (o enlaces a objetos) que están disponibles para el usuario en un determinado instante de tiempo a través de una determinada área de la interfaz. Por ejemplo, si tenemos que una librería Web nos recomienda autores mediante enlaces en un área de su página principal, el número o *cardinalidad* de esos enlaces es un atributo que puede variar dependiendo del usuario. Este parámetro se puede aplicar a listas de enlaces, y más en general, a cualquier elemento de interfaz que

proporcione una lista de enlaces (por ejemplo, una lista de opciones desplegable o *listbox*).

Los sistemas comerciales de personalización permiten la definición de un máximo de elementos que pueden ser recuperados mediante una consulta de contenidos (como se puede hacer, por ejemplo, con el atributo *max* en el tag `<pz: contentSelector>` en el motor de personalización *WebLogic* [BEA, 01]), pero no proporcionan una actualización automatizada de este parámetro personalizándolo de acuerdo al usuario.

2.2. Granularidad

La granularidad se entiende como el nivel de agregación de los objetos. En este caso, la unidad de medida puede variar de una situación a otra. En el caso de un sistema de recomendación de secuencias de video, la granularidad puede medirse como el tiempo de duración de las secuencias, pero en el caso de que los objetos sean críticas literarias, la granularidad puede expresarse en caracteres, palabras o quizá párrafos. Para que este atributo pueda personalizarse, obviamente se requiere que haya contenidos de tamaño heterogéneo en el sistema. Por ejemplo, en un sistema de aprendizaje a través de Web, podemos tener desde un curso entero hasta un pequeño fragmento de contenido con la definición de un término.

2.3. Densidad semántica

Entendemos por este concepto el ratio de la información y el tamaño del texto, o alguna medida derivada o aproximación de esa medida. La densidad depende de cuántos conceptos se tratan o explican en el objeto de contenido y de la forma en que se explican, independientemente de la semántica concreta del documento (podemos encontrar, por ejemplo, recetas de cocina muy densas y lecciones de cálculo matemático muy superficiales). Nótese que mientras que la cardinalidad es un atributo numérico que afecta a áreas o elementos de la interfaz concretos, la granularidad y densidad se presentan como atributos de los objetos en *O*, por lo que pueden caracterizarse mediante metadatos *meta(o_i, granularity)* y *meta(o_i, semanticDensity)*, cuyo tipo puede expresarse mediante diferentes dominios (como por ejemplo, estimaciones numéricas o conjuntos de etiquetas ordenadas).

3. Un Caso de Estudio en el Contexto de un Sistema de e-Learning

3.1. Contexto del Caso de Estudio

En el contexto de los sistemas modernos de enseñanza a través de Internet, los contenidos se estructuran mediante el concepto de *objeto de aprendizaje* (OA). Para nosotros, por tanto, estos OA serán los elementos del previamente descrito conjunto *O*. Los OA se han convertido en el paradigma predominante en la creciente industria de los servicios de aprendizaje basados en Internet (a menudo referidos como *e-learning*). Un OA puede definirse, siguiendo la terminología de la IEEE LTSC [IEEE, 01], como “un contenido orientado al aprendizaje integrado en una estructura y secuencia de curso”, o en un sentido más genérico, como cualquier entidad, digital o no digital, que pueda ser utilizada, reutilizada o referenciada durante el aprendizaje soportado por computadoras (y por tanto, la granularidad y densidad son dos parámetros que pueden variar mucho de un objeto a otro).

El objetivo del estudio es la personalización de parámetros de filtrado estructural para la “página de inicio” personalizada del usuario en el sistema. Nos hemos restringido a una interfaz típica de portal basado en navegador, que sólo tiene pequeña áreas de la pantalla para presentar objetos a modo de hiperenlaces (pensemos por ejemplo en la zona de recomendaciones de una librería en Internet, que al mostrarse, ocupan solamente una pequeña parte de la pantalla). La Figura 1 muestra una posible configuración que utilizamos en el desarrollo de un prototipo, con los OA recomendados en el marco izquierdo y la navegación en el marco derecho. Esta configuración puede integrarse con aplicaciones Web de cualquier tipo. Nuestro caso de estudio trata de adaptar los OA recomendados a un usuario de acuerdo a la cardinalidad de enlaces en el área de recomendaciones y a la densidad y granularidad de los OA que en ella se muestran de manera continua al usuario, y se actualizan periódicamente. Para ello, hemos tomado una función de filtrado simple basada en contenidos, consistente en una simple correspondencia de palabras clave, (*keyword-matching*), sobre un repositorio de recursos propios – definiciones, pequeños cursos – y recursos Web, anotados con metadatos, sobre cuyos resultados aplicamos el filtrado estructural. El filtrado de contenidos, por tanto, se limita a tomar objetos de aprendizaje aún no mostrados cuyos metadatos coincidan con las palabras clave que el usuario seleccionó antes de entrar por primera vez al sistema. Sobre este primer filtro, aplicamos el filtrado estructural. Las medidas (imprecisas) que utilizamos para el filtrado se describen en la siguiente sección.

Espacio de Aprendizaje Personalizado para Elena García

Items recomendados para 20/02/2001:

Structural Personalization	artículo	avanzado
Definición de Usabilidad	definición	introductorio
Usability Metrics (Jan 2001)	artículo	medio
Evaluación de Usabilidad	curso	avanzado

useit.com → Alertbox → Jan. 2001 Usability Metrics

Jakob Nielsen's Alertbox, January 21, 2001:

Usability Metrics

Summary:

Although measuring usability can cost four times as much as

Figura 1. Un ejemplo de página con personalización estructural.

3.2. Adaptación y Actualización de las Preferencias del Usuario

3.2.1 Tratamiento Numérico de la Cardinalidad

Para la cardinalidad, guardamos un valor entero positivo en el perfil de usuario, que almacena la preferencia de cardinalidad (en el caso de que hubiese varias áreas, basta con definir nuevos atributos del mismo tipo). Este valor es el utilizado para decidir cuántos enlaces incluir en el área en cuestión, dando lugar a una variante de la técnica conocida como *ocultación de enlaces* en hipermedia adaptativa, que se describe en [Brusilovsky, 96].

Este atributo del perfil de usuario actualiza su valor de acuerdo al ratio de número de recomendaciones visitadas sobre el total de las mostradas por periodo temporal. Este periodo es ajustable (unas horas o un día son valores razonables), y cuando vence, se marcan las páginas mostradas (visitados o no) al usuario para evitar que se le muestren de nuevo en el siguiente periodo.

Para evitar que el usuario pierda la referencia de algún objeto que se le presentó debido a la actualización descrita, se le proporciona la posibilidad de almacenar sus referencias (los identificadores en nuestra base de datos).

La estrategia es la de aumentar el número si se visitan todas o casi todas, y disminuirlo si la proporción de visitadas es baja (en nuestra implementación, las variaciones se hacen de manera muy suave, con incrementos menores a la unidad, y se comienza con un valor alto que normalmente disminuye en los primeros periodos).

De esta manera, el valor de la cardinalidad conforma una sucesión de valores en el tiempo, que puede analizarse *a posteriori* para observar la evolución del usuario.

3.2.2. Tratamiento Lingüístico de la Densidad y Granularidad

Para la densidad, utilizamos el metadato *meta(oi, semanticDensity)*, explícitamente definido en la propuesta de estándar LOM [IEEE, 01], y definido como “medida subjetiva de la utilidad del recurso comparada con su tamaño o duración”. En LOM se propone una escala en el intervalo [1..5] para expresarla, pero nosotros la hemos interpretado en términos de etiquetas lingüísticas, que puede tomar valores en un vocabulario restringido, como por ejemplo: (*very_low, low, medium, high, very_high*). En nuestro caso de estudio, esos valores se interpretan en términos del nivel del OA (avanzado, básico, etc.), y para un determinado objeto puede estar predefinido, o bien obtenerse agregando las valoraciones de los usuarios que lo utilizan.

Concretamente, nosotros hemos utilizado un operador borroso de agregación lingüística, que ha sido utilizado en procesos de toma de decisión en grupo [Herrera, 95], aplicándolo sobre las opiniones de los usuarios obtenidas a partir de un simple cuestionario Web, en el cual se le presentan al usuario los objetos visitados, permitiendo valorarlos. Los valores iniciales se establecieron por un experto humano (alternativamente, pueden obtenerse a partir de algún algoritmo que obtenga una aproximación, como el clásico índice “*Gunning Fog*” [Gunning, 73], aunque la calidad del resultado es bastante menor, ya que es sólo una estimación ciega).

Por último, la granularidad *meta(oi, granularity)* en nuestro prototipo es un metadato predefinido para cada OA (expresado en términos de una pequeña ontología de tipos de documentos: artículo, curso, definición, etc.).

En los dos últimos casos, la función de filtrado estructural para un determinado usuario depende de la proporción de páginas visitadas de un tipo determinado, sobre el total de los otros tipos. En concreto, hemos modelado ese filtrado con reglas basadas en cuantificación borrosa de la forma “si la

mayoría de los OA visitados son de granularidad baja entonces incrementa la relevancia de ese tipo de items” (una discusión de cómo implementar estas consultas puede encontrarse en [Sicilia y Dodero, 00]). Esa relevancia asociada al tipo del item se utiliza en el proceso de adaptación, de manera que a mayor relevancia del tipo, mayor puntuación obtienen los items de ese tipo a la hora de hacer el filtrado estructural.

El cuantificador ‘mayoría’ (*most*) puede definirse como un subconjunto borroso de los números positivos, mediante una función como la que se muestra en la Figura 2. Su uso en la obtención de resúmenes lingüísticos de bases de datos está descrito, por ejemplo, en [Rasmussen y Yager, 97].

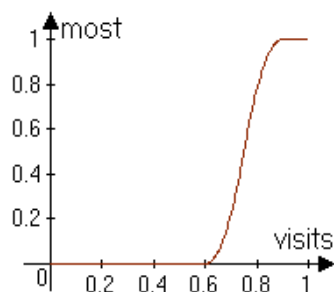


Figura 2. Una posible definición del cuantificador borroso ‘most’

En concreto, se ha utilizado el mecanismo de cuantificación borrosa propuesto por Zadeh denominado *cuenta-Σ* [Zadeh, 83], para obtener un resumen lingüístico de los objetos visitados, teniendo en cuenta que los términos de las etiquetas que describen tanto la densidad semántica como la granularidad se representan internamente como etiquetas en conjuntos totalmente ordenados de cardinalidad impar de la forma:

$$LS_g = \{s_{ij}, i \in \{0, \dots, T_g\}$$

Y que cumplen las siguientes propiedades:

- Orden: $s_i \geq s_j$, si $i \geq j$,
- Existe un operador de negación: $Neg(s_i) = s_j$, tal que $j = T_g - i$,
- Existen operadores de maximización y minimización: $Max(s_i, s_j) = s_i$ si $s_i \geq s_j$; y $Min(s_i, s_j) = s_i$ si $s_i \leq s_j$.

Cada una de las etiquetas se representa con una función triangular o trapezoidal como es habitual en la definición de conjuntos borrosos. Para un OA

determinado, una de las etiquetas del conjunto (sea predefinida o resultante de un proceso de agregación) describe al mismo.

Para implementar las reglas se utilizan las bibliotecas denominadas *Fuzzy Java Toolkit* (FJT)¹, aumentadas con nuestras propias bibliotecas para la agregación de las etiquetas y el cálculo de la *cuenta-Σ*. La salida de la cuenta sigma es un número real que se toma para calcular la compatibilidad con la definición del cuantificador correspondiente, y esta compatibilidad es la que toma la regla de FJT como entrada, una vez transformada en número borroso.

El caso de estudio descrito ha sido implementado con tecnología *Java*²: *servlets* y páginas *JSP* sobre un servidor *TOMCAT*³, y utilizando *JDBC* como capa de acceso a datos.

4. Conclusiones y Trabajo Futuro

Nuestro trabajo se centra en aspectos del filtrado que no se basan en el contenido semántico de los elementos, sino en las características de los mismos con respecto a las interfaces de usuario.

Hemos desarrollado un caso de estudio en un entorno de enseñanza por Internet, debido a que en este entorno los metadatos para el filtrado suelen ser más ricos y estar más estructurados que en otros casos comunes, como el del comercio electrónico. Como conclusión, cabe señalar que nuestro filtrado estructural proporciona un complemento al filtrado basado en contenidos y al filtrado colaborativo, adaptando características comunes a cualquier dominio de aplicación (por ejemplo, en concreto, la adaptación de la granularidad es útil para usuarios que prefieren contenidos “breves”), y es por tanto reutilizable (puede pensarse en el filtrado estructural como un “segundo filtro” que se encadena al un primer filtro basado en contenidos).

En el futuro, se deben tener en cuenta estudios recientes sobre aspectos cuantitativos generales que influyen en la usabilidad, tales como los descritos en [Ivory y Hearst, 02], para llegar a contar con un estudio exhaustivo de los parámetros estructurales en personalización y cómo pueden implementarse en motores de personalización de tipo comercial.

Debido a que los filtrados que hemos tratado en nuestro caso de estudio se basan en el comportamiento de los usuarios, se produce el “problema de latencia” típico en los sistemas de

¹ Disponible en <http://www.iit.nrc.ca/IR_public/fuzzy/>

² Véase <<http://java.sun.com/products/>>

³ Disponible en <<http://jakarta.apache.org/tomcat/>>

filtrado colaborativo, ya que el sistema no puede realizar adaptaciones con sentido antes de recoger datos durante un tiempo, pero en otros entornos de aplicación puede que no se den esas circunstancias, por lo cual no son una limitación inherente a la personalización estructural.

Referencias

- [Badwen, 01] Bawden, D. "Information overload", *Library and Information Briefings*, 92 (2001).
- [BEA, 01] BEA Systems, Inc. *Building Personalized Applications. WebLogic Personalization Server 4.0*, disponible en <http://edocs.bea.com/wlp/docs40/p13ndev> (2001).
- [Belkin y Croft, 92] Belkin, N. J., Croft, W. B., "Information filtering and information retrieval: two sides of the same coin?", *Communications of the ACM*, 35(12), 29-38 (1992).
- [Berners-Lee, 97] Berners-Lee, T., *Axioms of Web Architecture: Metadata*, disponible en <http://www.w3.org/DesignIssues/Metadata.html> (1997)
- [Brusilovsky, 96] Brusilovsky, P. "Methods and techniques of adaptive hypermedia". *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 6 (2-3), 87-129 (1996).
- [Brusilovsky et al, 98] Brusilovsky, P., Eklund, J., and Schwarz, E. "Web-based education for all: A tool for developing adaptive courseware", *Computer Networks and ISDN Systems (Proc. of Seventh International World Wide Web Conference)*, 30 (1-7), 291-300 (1998).
- [Brusilovsky, 01] Brusilovsky, P. "Adaptive hypermedia". *User Modeling and User Adapted Interaction*, 11 (1/2), 87-110 (2001).
- [Delgado et al, 98] Delgado, J., Ishii, N. Ura, T., "Content-based Collaborative Information Filtering: Actively Learning to Classify and Recommend Documents", *Cooperative Information Agents II. Learning, Mobility and Electronic Commerce for Information Discovery on the Internet*, Springer-Verlag, Lecture Notes in Artificial Intelligence Series 1435, 206-215 (1998).
- [Foltz y Dumais, 92] Foltz, P. W., Dumais, S. T. "Personalized Information Delivery: An Analysis of Information Filtering Methods", *Communications of the ACM*, 35 (12), 51-60 (1992)
- [Gunning, 73] Gunning, R., *The Technique of Clear Writing*. McGraw-Hill Book Company, New York (1973).
- [Herrera, 95] Herrera, F., Herrera-Viedma, E., Verdegay, J. L. "Aggregating Linguistic Preferences: Properties of LOWA Operator". *Proceedings of the 5th IFSA World Congress*, 153-156 (1995).
- [IEEE, 01] IEEE Learning Technology Standardization Committee, *Draft Standard for Learning Object Metadata*, referencia IEEE del documento P1484.12/D6 (2001), disponible en <http://ltsc.ieee.org/doc/>
- [Ivory y Hearst, 02] Ivory, M. Y., Hearst, M. A., "Statistical Profiles of Highly-Rated Web Sites", *Proceedings of the 2002 Conference on Human Factors in Computing Systems* (2002).
- [Karypis, 01] Karypis, G. "Evaluation of Item-Based Top-N Recommendation Algorithms". *Proceedings of the 2001 ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 247-254 (2001).
- [Kobsa, 01] Kobsa, A. "Generic User Modeling Systems". *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 11 (1/2), 49-63 (2001).
- [Konstan et al, 97] Konstan, J., Miller, B., Maltz, D., Herlocker, J., Gordon, L., and Riedl, J. "GroupLens: Applying Collaborative Filtering to Usenet News", *Communications of the ACM* 40 (3) 77-87 (1997).
- [Ma et al, 00] Ma, W. Y. et. al. "A framework for adaptive content delivery in heterogeneous network environments", *Multimedia Computing and Networking 2000*, pp. 86-100 (2000).
- [Rasmussen y Yager, 97] Rasmussen, D., y Yager, R.R. "SummarySQL - A Fuzzy Tool For Data Mining". *Intelligent Data Analysis*, Elsevier (1997).
- [Savage-Knepshield y Belkin, 99] Savage-Knepshield, P.A., Belkin, N.J.: "Interaction in Information Retrieval: Trends Over Time", *Journal of the American Society for Information Science*, 50 (12), 1067-1082 (1999).
- [Schafer et al, 99] Schafer, J.B., Konstan, J., and Riedl, J., "Recommender Systems in E-Commerce", *Proceedings of the ACM Conference on Electronic Commerce*, 158-166 (1999).
- [Sicilia y Dodero, 00] Sicilia, M. A., Dodero, J. M., "User Stereotype Modelling for Approximate Reasoning-based Adaptive Enterprise Portals", *Proceedings of the 10th European-Japanese Conference on Information Modelling and Knowledge Bases*, 177-184 (2000).
- [Wu et al, 01] Wu, H., De Kort, E., De Bra, P. "Design Issues for General-Purpose Adaptive

Hypermedia Systems”. *Proceedings of the 12th ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*, 141-150 (2001)

[Zadeh, 83] Zadeh, L.A. “A Computational Approach to Fuzzy Quantifiers in Natural

Language”. *Computing and Mathematics with Applications*, 9(1): 149-184 (1983).

[Zhai *et al*, 98] Zhai, C., Jansen, P. Stoica, E. Grot, David, N., Evans, A. “Threshold Calibration in CLARIT Adaptive Filtering”. *Proceedings of the 7th Text Retrieval Conference*, 96-103 (1998).