

Trabajo final  
Construcción de modelos de usuarios basados en  
*tags*  
Interacción Persona-Ordenador

Alejandro Bellogín Kouki  
alejandro.bellogin@uam.es

7 de enero de 2008

## 1. Introducción

Actualmente la cantidad de información accesible a través de distintos medios (sobre todo, internet) por los usuarios es inmensa, y aumenta a diario. Esto provoca que cuando un usuario tiene una necesidad de información recurra a buscadores, la mayoría de los cuales no sabe nada del usuario salvo las palabras introducidas en la consulta.

Como una consecuencia directa de esto el usuario debe gastar más tiempo en encontrar lo que estaba buscando, siendo posible llegar hasta el límite de abandonar después de varios intentos infructuosos. Es por ello que en la Interacción Persona Ordenador se investigan distintas técnicas para evitar esto último, entre ellas encontramos las Interfaces adaptativas y los Sistemas de recomendación, áreas que necesitan, en una gran mayoría de las veces, un modelo de usuario para poder adaptar la interfaz al mismo, generar explicaciones y ser más flexibles.

Nuestra propuesta consiste en guardar información del usuario (en un perfil), donde él mismo puede configurar sus preferencias, complementado con técnicas implícitas para recuperar información sobre los gustos del usuario y acompañado por una ontología que se utilizará para encontrar documentos relacionados semánticamente con otros que haya visto el usuario previamente; en concreto, algunas técnicas utilizadas son: mantener un contexto en la sesión, analizar los clicks y tiempos que consume el usuario en cada parte de la aplicación, y la posibilidad de que el usuario diferencie entre los items devueltos (favorito, votación) todo ello consiguiendo resultados en la propia sesión. Otra característica adicional y novedosa del sistema es que permite utilizar *tags* para etiquetar los elementos que ha visto, de manera que el sistema utilice estas etiquetas posteriormente para inferir datos sobre el usuario (capacidad de organización, creatividad, etc.).

De esta manera, conseguimos motivar la creación de perfiles de usuario con la mínima participación del mismo (aunque permitiendo modificaciones por su parte) utilizando técnicas a las que está acostumbrado (*tags*) y sabe cómo utilizar, incrementando las probabilidades de éxito de que la información devuelta

por la aplicación sea de interés por el usuario y en un tiempo de respuesta mínimo.

## 2. Trabajo relacionado

Los perfiles de usuario se empezaron a utilizar hace más de veinte años[13], en particular se emplearon para mejorar los resultados en recuperación de información para satisfacer diferentes carencias[19], como por ejemplo:

- Diferenciar consultas ambiguas (por ejemplo: *kiwi*).
- Devolver resultados más apropiados a las preferencias del usuario.
- Crear resúmenes personalizados[9].

En definitiva: adaptar la presentación de la información al usuario, tarea compartida con la rama de la Interacción Persona Ordenador y utilizado ampliamente en *e-learning*[3, 17, 1, 2].

Para solucionar algunos de los problemas mencionados, una primera aproximación habitual es utilizar una capa semántica intermedia, por ejemplo la base de datos WORDNET[10]. Nosotros usaremos una ontología[11], lo cual nos permite ser tan concretos como queramos, dependiendo del dominio de la aplicación, y teniendo a nuestra disposición relaciones semánticas no limitadas a las de sinonimia y antonimia.

Al igual que [26] guardamos y analizamos las interacciones del usuario con la aplicación, pero a diferencia de éste, los efectos del análisis (semántico) tienen lugar en la misma sesión. Por otro lado, [9] también utiliza una ontología, pero trata al perfil de usuario como un vector de conceptos con un peso, considerando el historial de búsqueda como los elementos visitados y siendo el peso el tiempo gastado en ver cada elemento, posteriormente se utiliza la ontología para realizar clústers de objetos; nuestro perfil almacena información extra concerniente a la edad, lugar de nacimiento, trabajo, etc. del usuario.

Por nuestra parte, la capa semántica nos permitirá obtener conceptos relacionados con los ya existentes en el perfil o con los que el usuario ya hubiera expresado su preferencia, es decir, nos permitirá ofrecer objetos nuevos, pero con una cierta seguridad de que serán del agrado del usuario, gracias a una definición precisa de la semántica involucrada; esto se consigue mediante la expansión de conceptos, que consiste en que dados unos conceptos y a partir de las relaciones existentes en la ontología, conseguimos conceptos nuevos que se utilizarán para afinar la personalización. Además, nos permitirá realizar inferencia y explicar al usuario por qué se le han recomendado determinados resultados o elementos.

Con respecto a la introducción del contexto del usuario para personalizar los resultados devueltos, [20] comparte con nosotros que el resultado de la personalización es inmediato, no obstante, existen diferencias evidentes, entre otras: sólo utiliza la última consulta y siempre empieza desde cero al no guardar un perfil de usuario. Además, nos basaremos en [16] y [22] donde se define el contexto tal y como lo usaremos nosotros, junto con la activación y expansión del mismo, es decir, el contexto semántico en tiempo de ejecución es la combinación acumulativa de los conceptos envueltos en las sucesivas consultas o peticiones del usuario, expandiéndose con conceptos relacionados (dadas estas relaciones por la ontología).

Por último indicamos el trabajo relacionado con el empleo de tags. Aunque la utilización de tags para identificar elementos con el objeto de recuperarlos mejor por el usuario posteriormente es una práctica (folksonomía[24]) que ha crecido en los últimos años, se podría pensar que también ha surgido en esta última época, pero esto no es así, ya que encontramos en [14] mencionados problemas y algunas soluciones con respecto a su uso (y es un artículo que tiene casi 50 años). Salvando excepciones como la anterior, el resto de trabajos relacionados son muy recientes; en particular en el que nos basamos para mejorar el modelo de usuario a partir de los tags que ha empleado en el sistema es [5] y [6], similar al anterior, en dichos trabajos se hace un análisis (semántico) de los tipos de tags que necesitan reconocer para utilizarlos en su sistema, sin tener ninguna implementación; nosotros hemos realizado un análisis parecido y hemos extraído la lista de tipos de tags que necesitamos, pero además lo hemos implantado en el sistema que estamos realizando. Otros trabajos como [25] indican cómo utilizar los tags para recomendar nuevos tags, nosotros hemos decidido emplear la información extraída de los tags de cada usuario para adaptar o personalizar la interfaz, y dejar la recomendación de tags o preferencias a algún algoritmo externo (de esta manera el modelo de usuario propuesto es más general), no obstante, si estamos hablando de un algoritmo colaborativo, podrá hacer uso de las similitudes de los tags entre usuarios como sugiere [23] ya que se almacena la tripleta {usuario, item, tag(s)}.

### 3. Propuesta

El núcleo de nuestra propuesta consiste en:

- Perfil de usuario, donde se guarda información del usuario concreto, implícita o explícitamente recogida.
- Ontología de dominio, ofrece los conceptos sobre los que se definirán las preferencias del usuario y que permitirá expandir a otros relacionados e inferir nuevos datos.

Estos dos elementos se pueden definir de manera general para cualquier ámbito, a pesar de ello, en aras de la simplicidad los aplicaremos a un ámbito concreto: el de noticias, lo que nos permitirá ser más precisos en cuanto a las herramientas o técnicas a utilizar para capturar la información del usuario. De este modo, el perfil de usuario almacenará información demográfica y laboral del usuario, junto con los elementos (noticias) que le hayan parecido interesantes y sus conceptos asociados. También contendrá los conceptos deducidos por el sistema gracias al contexto y a técnicas implícitas, lo cual nos permitirá explicar al usuario por qué se le han mostrado determinadas noticias.

Llegados a este punto hay que destacar un aspecto importante y del que también se hace eco la literatura[19]: la seguridad. Nosotros hemos optado por mantener los datos del usuario en el servidor (en cada sesión se mandan al cliente, pero de manera asíncrona se actualizan en el servidor) ya que esto permitirá al usuario conectarse desde distintas terminales, dándole mayor facilidad de uso y más flexibilidad, por otra parte, consideramos que proveer seguridad al servidor es una tarea más sencilla y razonable que permitir que sea el usuario el que proteja sus datos[15][21], además de que con un servidor dedicado se podrán

calcular más rápidamente las recomendaciones y/o personalizaciones que en el ordenador del cliente.

Con respecto al modelo de usuario almacenado en el perfil, nos interesa guardar sus datos personales (demográfico, laboral, estudios) y sus preferencias, explícitamente definidas. No obstante, dado que el usuario puede producir inconsistencias con respecto a las votaciones, perder mucho tiempo[7], no ser coherente con respecto a algún formulario rellenado con anterioridad al compararlo con su comportamiento real[8] e incluso llegar a considerar algunas preguntas como privadas y rechazar su contestación[9], hemos combinado el método explícito con uno no invasivo (implícito). De esta manera, registramos y analizamos todas las acciones entre el usuario y la aplicación: en qué noticias hace click, qué cantidad de tiempo está leyendo cada noticia (o parte de ella), cuáles vota o marca como favoritas y qué conceptos de cada noticia le parecen más interesantes. Con estos datos se va construyendo un contexto de usuario, que se verá influido por las preferencias almacenadas en el perfil y las creadas recientemente debido al análisis implícito de las acciones realizadas (por defecto tendrán más peso las preferencias más recientes, aunque se podrá modificar en la aplicación). Este contexto se puede utilizar en la misma sesión para personalizar las búsquedas o recomendar noticias nuevas.

No obstante, hay que tener en cuenta que los datos relativos al historial de clicks no pueden ser un juicio de relevancia absoluto[12], sino que dan una valoración relativa entre los documentos vistos por el usuario y los que podría llegar a haber visto (si nunca llegó a la página 4 de resultados, sobre los documentos que ahí aparecen no podemos deducir nada). Además, el tiempo empleado en cada noticia hay que normalizarlo según el tamaño de la página[7].

Por último, como característica novedosa se permite incluir el resultado obtenido como favorito con el objetivo de obtener del usuario más información pero sin exigir demasiada carga cognitiva.

Con todo lo anteriormente descrito, se llegan a las siguientes fórmulas utilizadas para ordenar los documentos con respecto a cada usuario:

$$\begin{aligned}
 S_P(D_i) &= T_P(D_i) \times \left( F_P(D_i) + R_P(D_i) + \alpha \sum_{c \in D_i} s_P(c) \right) \\
 F_P(D_i) &= \phi \text{ si el usuario ha marcado } D_i \text{ como favorito, } 0 \text{ en otro caso} \\
 R_P(D_i) &= r_P(D_i) \in [0, \psi] \text{ voto del usuario, } 0 \text{ si no ha votado} \\
 T_P(D_i) &= \frac{\text{duracion}_P(D_i)/\text{tamaño}(D_i)}{\max_{D_i \in \text{docsVistos}_P} \{\text{duracion}_P(D_i)/\text{tamaño}(D_i)\}}
 \end{aligned}$$

que hacen referencia a las puntuaciones ( $S$ ) de un usuario o perfil determinado ( $P$ ), donde  $\phi > \psi > 0$ ,  $\alpha \geq 0$  son parámetros a determinar,  $D_i$  es un documento y  $s_P(c)$  indica la preferencia del usuario al que se refiere el perfil  $P$  por el concepto  $c$ , para lo que se tienen en cuenta las preferencias del usuario, el contexto y las correspondientes expansiones mediante la ontología de dominio (depende del algoritmo empleado para personalizar/recomendar, en principio las preferencias disminuyen su peso con el paso del tiempo). Hay que tener en cuenta que esta fórmula se calcula para todos los documentos que se pueden mostrar en un determinado momento, no obstante, si el usuario ha votado o marcado como favorito un documento, bastaría con recalcular la puntuación para ese documento y volver a ordenar según los nuevos datos.

Por lo tanto, la máxima puntuación de un documento será la de aquel que haya sido marcado como favorito, con la mayor valoración al votarlo ( $\psi$ ) y en el que el usuario tenga mucha preferencia por los conceptos relacionados con el documento y haya seleccionado documentos parecidos recientemente (contexto); como además se tiene en cuenta el tiempo empleado en su visualización, cuanto mayor sea este, mayor será su puntuación.

Para encontrar los parámetros óptimos necesitaríamos realizar un estudio con usuarios reales, no obstante, nuestra intención es que el usuario pueda cambiarlos de una manera sencilla e intuitiva y quedarse con los valores que más le interesen, o, en última instancia, que dependa del tipo de aplicación.

### 3.1. Análisis del usuario basado en tags

Según lo que veremos a continuación, si estudiamos la manera en la que el usuario utiliza etiquetas en el sistema podemos deducir características de su comportamiento que eran desconocidas hasta ahora, y adaptar la interfaz y/o el comportamiento de los algoritmos en consecuencia.

En efecto, vamos a incluir en el modelo del usuario los siguientes parámetros, que se calcularán al inicio de cada sesión teniendo en cuenta los tags empleados por el usuario que incluyen una nueva dimensión en el modelo[5]:

**Participación** en el sistema a través de la utilización de tags.

**Conocimiento** en un tema concreto.

**Creatividad** a la hora de elegir etiquetas.

**Interés** del usuario en un elemento en particular o en una sección en general.

Una vez obtenidos estos valores, se pueden emplear para personalizar la interfaz o el algoritmo de recomendación de cada usuario (por ejemplo, determinar los parámetros  $\alpha, \phi$ ). En particular, se pueden dar los siguientes casos:

- El usuario posee un alto grado de interés por un determinado elemento, en este caso podemos considerar que el usuario ha votado el elemento con un determinado valor  $\alpha$ , o, incluso, que lo ha marcado como favorito.
- El usuario tiene mucho interés en una sección del sistema, es lógico pensar que al usuario le gustaría ver dicha sección nada más entrar al sistema, por lo que se le mostraría al principio.
- El usuario tiene poca creatividad cuando inserta tags, por ello, necesita una mayor ayuda por parte del sistema, por ejemplo recomendándole tags que han usado previamente otros usuarios, que se pueden extraer de la descripción de la noticia o sinónimos de estos.
- Por el contrario, si se deduce que un usuario tiene mucha creatividad, en particular no utiliza las herramientas que provee el sistema, por lo que una ayuda a este tipo de usuarios es su ocultación o desactivación (por ejemplo, la pestaña de los tags más populares podría estar replegada por defecto). No obstante, el usuario no pierde el control de la interfaz ya que puede, fácilmente, hacer aparecer las pestañas ocultas automáticamente.

- Para un usuario con poca participación en el sistema se podría permitir varias vistas de la página (con la opción de tags o sin ella); como una medida menos estricta, se podría simplemente ocultar la opción de añadir tags de una manera similar a la pestaña de los tags más populares en el caso anterior.
- El usuario que posee mucho conocimiento sobre un tema no necesita tanto los tags empleados por otros usuarios como aquellos que le puede ofrecer un dominio específico, por ello, en el tema en el que sea un experto, a este usuario se le pueden ocultar los tags de otros usuarios y recomendarle los conceptos relacionados provenientes de niveles semánticamente más profundos (por ejemplo, sinónimos).

Hay que decir que estos ejemplos mencionados son sólo algunos entre todos los que se pueden tener en cuenta, de hecho, a corto plazo estos serán los que será capaz de reconocer el sistema como mínimo, no obstante, según el sistema se haga más complejo y tenga más datos de los usuarios, se podrán reconocer más situaciones y adaptar en mayor medida la interfaz.

Hemos dejado hasta el final el análisis de tags propiamente dicho, el cual nos permitirá crear un modelo de usuario más completo, accediendo a aspectos del usuario que van más allá de sus preferencias en un dominio, como puede ser su comportamiento, interés e incluso grado de conformismo con respecto al pensamiento general. Para determinar los aspectos que hemos creído útiles en nuestro sistema necesitamos distinguir:

- Entre tags propuestos e insertados libremente por el usuario. Además, entre los propuestos nos da información saber si el usuario ha elegido los tags entre los más populares o entre los recomendados por el sistema por otro motivo (provenientes de la descripción o sus sinónimos). Esta información afecta a los aspectos de creatividad y conocimiento, ya que una persona experta en un tema será capaz de utilizar vocabulario específico, no conocido por el resto de usuarios. También se puede inferir, aunque en menor medida, que un usuario que crea muchas etiquetas nuevas aumenta su nivel de participación y tiene mayor interés.
- Número de tags empleado por cada usuario en total y en cada una de las secciones. Esta medida afecta directamente en el interés de un determinado usuario.
- Entre los tags empleados por un usuario, los sinónimos que puedan existir, así como lo general o específico que es el nivel de detalle empleado por un usuario (mirando la profundidad en la ontología o en herramientas similares). De aquí se puede inferir un alto conocimiento por parte del usuario e, incluso, si existe un gran número de tags cercanos a un concepto particular, incluir este concepto en las preferencias del usuario (y por lo tanto, en el perfil).
- Entre los tags utilizados por un usuario y los propuestos, si emplea sinónimos de los propuestos o los utiliza intactos. Esto puede indicar conocimiento (como acabamos de comentar) pero sobre todo creatividad y participación, así como interés en el elemento (gasta tiempo en pensar etiquetas nuevas).

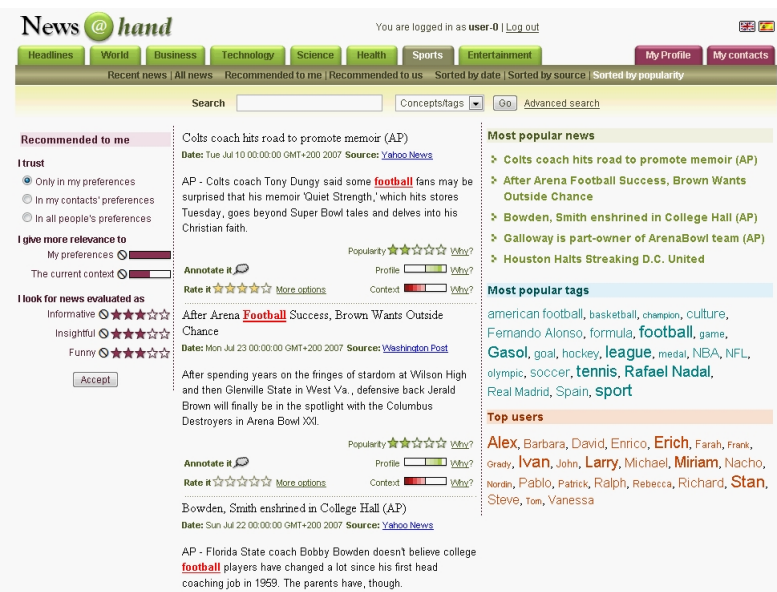


Figura 1: Captura de un sistema de recomendación que utiliza el modelo de usuario presentado

## 4. Examen y evaluación

Para poder evaluar la validez de esta propuesta habría que complementarlo con distintos algoritmos de personalización y recomendación, ya que nos hemos centrado en el perfil de usuario y su generación, y comprobar si mejora el rendimiento de alguno de ellos o es más conveniente para un determinado (tipo de) algoritmo. Algunos ejemplos de algoritmos en los que se puede aplicar son los basados en contenido, filtrado colaborativo basado en objetos (*items*) o en usuarios, ...

No obstante, la utilización de la historia pasada y el análisis de los clicks del usuario ha demostrado ser muy eficaz para mejorar los resultados en las búsquedas[18][12], por lo que esperamos que nuestra propuesta aplicada a sistemas concretos dé resultados positivos.

En particular, una parte de la propuesta presentada ha sido ya probada, integrada en un algoritmo multicapa de recomendación híbrido (utiliza filtrado colaborativo y basado en contenido) basado en ontologías[4]. En este momento, estamos trabajando en un sistema de recomendación de noticias que utiliza por completo esta propuesta, una captura de dicho sistema se puede ver en la figura 1.

Una vez esté el sistema terminado y en funcionamiento, para poder evaluarlo se necesitarán usuarios reales, comparando la satisfacción del mismo utilizando el sistema con y sin personalización, activando o no el contexto, etc . Para ello se les pueden asignar tareas concretas para medir la satisfacción a corto plazo o dar libertad a los usuario y realizar encuestas al cabo de un tiempo para averiguar su rendimiento a largo plazo.

Otro factor a tener en cuenta son los parámetros aprendidos gracias al análisis de tags, por lo que se puede probar a activarlo o no y evaluarlo a largo

plazo, hay que notar que, como el resultado de estos parámetros es puramente visual, es imprescindible la evaluación con usuarios reales, es decir, no se puede simular.

## 5. Conclusiones y trabajo futuro

Se ha presentado un modelo de usuario orientado a la personalización y recomendación de información, independiente del dominio gracias a la capa semántica intermedia utilizada (ontología) que permite dicha independencia.

En dicho modelo se tienen en cuenta las preferencias explícitas del usuario, pero aún más importantes son las implícitas (utilización de contexto, análisis de clicks, votación, favoritos), las cuales disminuyen la carga cognitiva del usuario y le permiten obtener resultados sin tener que haberse esforzado en expresarlas de alguna determinada manera.

También se ha presentado un sistema sobre el que se probará dicho modelo de usuario junto con un algoritmo de recomendación, aunque distintos resultados previos nos permiten aventurar que se obtendrán resultados positivos.

Una mejora sobre la presente propuesta consistiría en distinguir situaciones de interés, dado que los usuarios pueden cambiar rápidamente de intereses dentro de un sesión, por lo que la primera tarea sería detectar un cambio de situación y dejar de recomendar noticias válidas para la situación anterior.

Además, otro origen a partir del cual se podrían captar preferencias del usuario podrían ser los *bookmarks* o favoritos del explorador, de manera que los elementos (en nuestro caso, noticias) que contengan conceptos similares a los de los elementos incluidos en dichos favoritos serán propensos a recomendarse, incluyendo esos conceptos en el perfil.

Otra medida que podría incluirse a la hora de generar la puntuación de un documento sería dependiendo de en qué lugar aparece el concepto, es decir, que el sistema debería distinguir si aparece en el título, en el cuerpo, etc y ponderarlo en consecuencia.

Por último, el algoritmo de contextualización en que nos basamos es capaz de tener en cuenta el desinterés de un usuario por un elemento, por lo que sería útil poder utilizar esta característica, para esto el modelo debería tratar de manera distinta cuándo el usuario dice que un objeto no le interesa y almacenarlo de manera distinta que en el caso contrario (posiblemente bastaría admitiendo pesos negativos).

## Referencias

- [1] Enrique Alfonseca, Rosa M. Carro, Estefanía Martín, Alvaro Ortigosa, and Pedro Paredes. The impact of learning styles on student grouping for collaborative learning: A case study. *User Modeling and User-Adapted Interaction. Special Issue: User Modelling to Support Groups, Communities and Collaboration*, 16(3-4):377–401, September 2006.
- [2] Terry Anderson and Denise Whitelock. The educational semantic web: Visioning and practicing the future of education. *Journal of Interactive Media In Education*, 1, May 2004.



- [3] Lora Aroyo, Ronald Denaux, Vania Dimitrova, and Michael Pye. Interactive ontology-based user knowledge acquisition: A case study. In *The Semantic Web: Research and Applications*, pages 560–574. 2006.
- [4] Iván Cantador, Pablo Castells, and Alejandro Bellogín. Modelling ontology-based multilayered communities of interest for hybrid recommendations. In *Workshop on Adaptation and Personalisation in Social Systems: Groups, Teams, Communities, at the 11th International Conference on User Modeling*, June 2007.
- [5] Francesca Carmagnola, Federica Cena, Omar Cortassa, Cristina Gena, and Ilaria Torre. Towards a tag-based user model: How can user model benefit from tags? In *UM2007, User Modeling: Proceedings of the Eleventh International Conference*, pages 445–449, 2007.
- [6] Francesca Carmagnola, Federica Cena, and Cristina Gena. User modeling in the social web. In *KES2007, 11th International conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, pages 745–752, 2007.
- [7] Philip K. Chan. A non-invasive learning approach to building web user profiles, August 1999.
- [8] Kay Connelly, Ashraf Khalil, and Yong Liu. Do i do what i say?: Observed versus stated privacy preferences. In *Human-Computer Interaction - INTERACT 2007*, pages 620–623, 2007.
- [9] Honghua Dai and Bamshad Mobasher. Using ontologies to discover domain-level web usage profiles, 2002.
- [10] M. Degemmis, P. Lops, and G. Semeraro. Learning semantic user profiles from text. In *Advanced Data Mining and Applications*, pages 661–672, 2006.
- [11] Thomas R. Gruber. A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge Acquisition*, 5(2):199–220, 1993.
- [12] Thorsten Joachims. Optimizing search engines using clickthrough data. In *KDD '02: Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 133–142, 2002.
- [13] Alfred Kobsa. Generic user modeling systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 11(1-2):49–63, 2001.
- [14] M. E. Maron and J. L. Kuhns. On relevance, probabilistic indexing and information retrieval. *J. ACM*, 7(3):216–244, July 1960.
- [15] Rebecca T. Mercuri. Computer security: quality rather than quantity. *Commun. ACM*, 45(10):11–14, 2002.
- [16] Phivos Mylonas, David Vallet, Pablo Castells, Miriam Fernandez, and Yannis Avrithis. Personalized information retrieval based on context and ontological knowledge. *Knowledge Engineering Review*, 23(1), 2008.

- [17] Pedro Paredes and Pilar Rodriguez. A mixed approach to modelling learning styles in adaptive educational hypermedia. *Advanced Technology for Learning*, 1(4):210–214, 2004.
- [18] Xuehua Shen, Bin Tan, and Chengxiang Zhai. Context-sensitive information retrieval using implicit feedback. In *SIGIR '05: Proceedings of the 28th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pages 43–50, New York, NY, USA, 2005. ACM Press.
- [19] Xuehua Shen, Bin Tan, and Chengxiang Zhai. Implicit user modeling for personalized search. In *CIKM '05: Proceedings of the 14th ACM international conference on Information and knowledge management*, pages 824–831, New York, NY, USA, 2005. ACM Press.
- [20] Xuehua Shen, Bin Tan, and Chengxiang Zhai. Ucair: Capturing and exploiting context for personalized search. In *Second Workshop on Information Retrieval in Context*, 2005.
- [21] Richard M. Stallman. *Free Software, Free Society: Selected Essays of Richard M. Stallman*. Gnu Press, 2002.
- [22] David Vallet, Pablo Castells, Miriam Fernandez, Phivos Mylonas, and Yannis Avrithis. Personalized content retrieval in context using ontological knowledge. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 17(3):336–346, March 2007.
- [23] Mark van Setten, Rogier Brussee, Harry van Vliet, Luit Gazendam, Ynze van Houten, and Mettina Veenstra. On the importance of "who tagged what". In *Workshop on the Social Navigation and Community based Adaptation Technologies*, 2006.
- [24] Thomas V. Wal. Folksonomy. <http://www.vanderwal.net/folksonomy.html>, 2007.
- [25] Zhichen Xu, Yun Fu, Jianchang Mao, and Difu Su. Towards the semantic web: Collaborative tag suggestions. In *Proceedings of the Collaborative Web Tagging Workshop at the WWW 2006*, Edinburgh, Scotland, 2006.
- [26] Hui Zhang, Yu Song, and Han-Tao Song. Construction of ontology-based user model for web personalization. In *User Modeling*, pages 67–76, 2007.