

**Informe Técnico – Technical Report**

**DPTOIA-IT-2003-001**

**Enero, 2003**

# **PERFILES DE USUARIO: EN LA SENDA DE LA PERSONALIZACIÓN**

**Rui Alexandre P. P. da Cruz**

**Francisco J. García Peñalvo**

**Luis Alonso Romero**



Departamento de Informática y Automática  
Universidad de Salamanca

Revisado por:

Dra. María N. Moreno García  
Departamento de Informática y Automática  
Universidad de Salamanca  
[mmg@usal.es](mailto:mmg@usal.es)

Dr. Ángel Luis Lázaro Sánchez  
Departamento de Informática y Automática  
Universidad de Salamanca  
[angeluis@tejo.usal.es](mailto:angeluis@tejo.usal.es)

Aprobado en el Consejo de Departamento de 13 de enero de 2003

Información de los autores:

D. Rui Alexandre P. P. da Cruz  
Estudiante del Programa de Doctorado del Departamento de Informática y Automática  
Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias - Universidad de Salamanca  
Plaza de la Merced S/N – 37008 – Salamanca  
[ruialexcruz@hotmail.com](mailto:ruialexcruz@hotmail.com)

Dr. Francisco José García Peñalvo  
Área de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial  
Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias - Universidad de Salamanca  
Plaza de la Merced S/N – 37008 – Salamanca  
[fgarcia@usal.es](mailto:fgarcia@usal.es)

Dr. Luis Alonso Romero  
Área de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial  
Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias - Universidad de Salamanca  
Plaza de la Merced S/N – 37008 – Salamanca  
[palonso@usal.es](mailto:palonso@usal.es)

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la Junta de Castilla y León y la Unión Europea a través del Fondo Social Europeo mediante el proyecto de investigación SA017/02.

Este documento puede ser libremente distribuido.

© 2003 Departamento de Informática y Automática - Universidad de Salamanca.

## Resumen

Este trabajo presenta el estado del arte de la personalización de aplicaciones en el dominio de los sistemas de Hipermedia Adaptativa. En primer lugar, se introducen las motivaciones de este estudio. En segundo lugar, se define sistema de Hipermedia Adaptativa y se refiere el *profiling* de usuario como una de las tareas principales del proceso de adaptación en éstos sistemas. También se explica que tipo de datos se utilizan en las adaptaciones, cuales son los elementos que se pueden adaptar y en que tipo de sistemas se aplican. Posteriormente, se definen genéricamente, el *profiling*, sus aplicaciones en el campo de la personalización y aspectos relacionados con la creación de perfiles. En cuarto lugar, se define que perfil de usuario, se resumen algunos métodos de adquisición, así como de representación y de inferencias secundarias. Enseguida, se presentan algunas aplicaciones prácticas de técnicas de Inteligencia Artificial de soporte a la creación/actualización de perfiles de usuario. Se concluye este trabajo con un resumen de los servicios más frecuentes en los sistemas que utilizan perfiles de usuario y de las nuevas exigencias requeridas a éstos. También se apuntan algunas perspectivas de futura investigación en este dominio.

## **Abstract**

This work presents the state of the art of the personalization of applications in the Adaptive Hypermedia systems domain. Firstly, introduces the motivations of this work. Secondly, defines Hypermedia System and refers user profiling as one of the most important tasks in the adaptation process of this kind of systems. Also mention the type of data used in the adaptations, the elements adapted and where they are used. Then, defines generically what profiling is, its applications in personalization fields and other aspects related to profile creation. In fourth place, defines user profile and resumes some of the methods used for acquisition, representation and secondary inference. After that, presents some practical applications of Artificial Intelligence techniques in supporting the creation/actualization of user profiles. Lastly, it resumes the most frequent services provided in user profile systems and the new demands to this kind of systems. Also shows some future directions of investigation in this field.

## Tabla de Contenidos

<b>PERFILES DE USUARIO: EN LA SENDA DE LA PERSONALIZACIÓN</b>	<b>1</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
<b>2. SISTEMA DE HIPERMEDIA ADAPTATIVA</b>	<b>2</b>
2.1. BREVE EVOLUCIÓN HISTÓRICA	3
2.2. ¿QUÉ ADAPTAR?	4
2.2.1 Datos del Usuario	4
2.2.2 Datos de Utilización	7
2.2.3 Datos del Ambiente del Usuario	10
2.3. ¿QUÉ PUEDE SER ADAPTADO?	11
2.4. ¿DÓNDE USAR LA HA?	12
2.4.1 Hipermedia Educativa	12
2.4.2 Sistemas de Información en Línea	13
2.4.3 Hipermedia de Recuperación de Información	14
<b>3. PROFILING</b>	<b>17</b>
3.1. PERFIL – ¿QUÉ ES?	17
3.2. APLICACIONES DEL PROFILING	18
3.2.1 Personalización	18
3.3. CREACIÓN DE PERFILES	19
<b>4. PERFIL DE USUARIO</b>	<b>20</b>
4.1. ¿QUE CONTIENE UN PERFIL DE USUARIO?	20
4.2. MÉTODOS DE ADQUISICIÓN	21
4.2.1 Adquisición de Datos de Usuario	21
4.2.2 Adquisición de Datos de Utilización	24
4.2.3 Adquisición de Datos del Ambiente	25
4.3. REPRESENTACIÓN DEL PERFIL DE USUARIO E INFERENCIAS SECUNDARIAS	26
4.3.1 Raciocinio Deductivo	26
4.3.2 Raciocinio Inductivo: Aprendizaje	27
4.3.3 Raciocinio Analógico	28
4.4. REALIMENTACIÓN DEL USUARIO	30
<b>5. TÉCNICAS DE IA DE SOPORTE A PERFILES DE USUARIO</b>	<b>31</b>
5.1. AGENTES SOFTWARE	31
5.2. APRENDIZAJE DE MÁQUINAS	33
5.2.1 Clasificador Bayesiano	33
5.2.2 Modelos Estadísticos/Probabilísticos	34
5.2.3 Árboles de Decisión	35
5.2.4 Cadenas de Markov	36
5.2.5 Programación en Lógica Inductiva (PLI)	37
5.2.6 Redes Neuronales Artificiales (RNA)	37
5.3. RAZONAMIENTO BASADO EN CASOS (RBC)	39

5.4.	GRAFOS DE CONCEPTOS	41
5.5.	RAZONAMIENTO BASADO EN REGLAS (RBR)	42
5.6.	CLUSTERING	43
<b>6.</b>	<b>CONCLUSIONES</b>	<b>45</b>
<b>7.</b>	<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>47</b>

# 1. Introducción

El rápido crecimiento de la Web y del número de sus usuarios, ha estimulado un número, ya por sí creciente, de entidades a utilizar a este entorno global y heterogéneo, para desarrollar, parcial o exclusivamente, sus distintas actividades.

A pesar de este desarrollo, los sistemas tradicionales de la Web, ofrecen el mismo contenido de páginas y el mismo conjunto de enlaces, a una población de usuarios bastante diversa, lo que se traduce en una cierta incapacidad para satisfacer las necesidades de todos ellos.

Esto originó una discusión en el seno de las Ciencias de la Computación en torno a los distintos aspectos de la interacción persona-ordenador. Estos factores provocaron una alteración en la concepción y el desarrollo de los sistemas, empezándose a considerar al usuario como el centro de referencia.

En este contexto han aparecido, hace relativamente poco tiempo, los sistemas de Hipermedia Adaptativa (HA), como alternativa a los sistemas tradicionales. La HA es una reciente dirección de investigación, en la encrucijada de las áreas de Hipertexto y del Modelado de Usuario (MU).

Estos sistemas tienen como principal objetivo personalizar paso a paso, la interacción con los distintos usuarios, con el objetivo de que sean más utilizables y de incrementar su utilidad.

La personalización se basa en la información personal de cada individuo. Los sistemas de HA construyen modelos de los objetivos, características, preferencias, conocimientos, etc. de cada usuario. Estos modelos son utilizados para mantener información actualizada sobre cada usuario – perfil de usuario; con el objetivo de proveer servicios adaptados a sus preferencias y/o comportamiento para satisfacer sus necesidades.

Con base en perfiles de usuario, junto con otros elementos relativos al contexto y al dominio de aplicación, los sistemas de HA adaptan de forma autónoma y para cada usuario, tanto su presentación, como su organización y su gestión.

Estos sistemas cubren actualmente una pequeña parte de los sistemas existentes, en la interacción persona-ordenador.

En los sistemas de HA las técnicas de Inteligencia Artificial juegan un papel vital en todos sus procesos. Las dos razones principales son: el sistema tiene que realizar diversas tareas ( del proceso de adaptación) que deben minimizar el esfuerzo del usuario, buscando maximizar su grado de satisfacción; el sistema debe ser capaz de realizar adaptaciones de forma automática para los distintos usuarios, manteniendo un elevado nivel de adaptación a lo largo de sus interacciones con el sistema.

El carácter dinámico y en constante mudanza de los elementos en la interacción persona-ordenador en el contexto de la HA exige técnicas que puedan responder a éstas solicitudes. Así la IA provee los métodos y técnicas necesarios al suceso de los sistemas de HA en sus tareas de personalización.

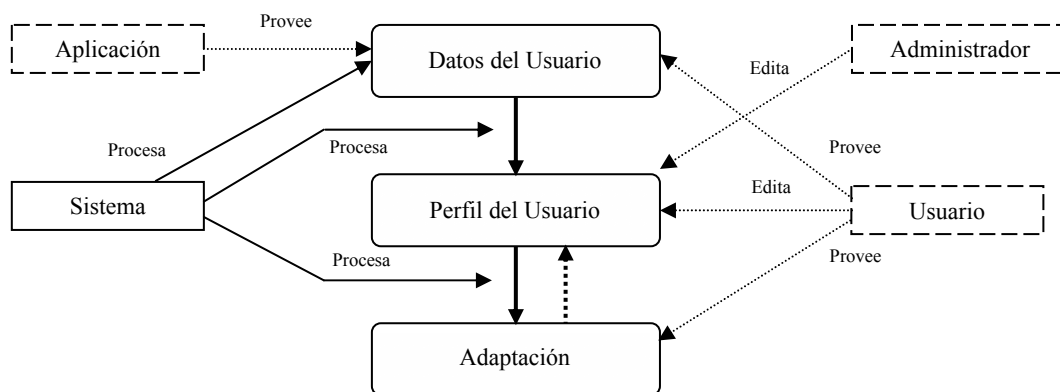
Una motivación importante, sino la más importante en nuestros días, de la personalización de algunos servicios “en Línea”, es la vertiente económica: se pretende convertir a los usuarios de los sistemas en clientes y a su vez convertirlos en clientes frecuentes, para incrementar el volumen de ventas y los beneficios.

## 2. Sistema de Hipermedia Adaptativa

Un sistema de hipermedia es un sistema interactivo que permite a los usuarios navegar en una red de objetos de hipermedia conectados. En el caso de la Web, estos objetos hipermedia son las páginas Web. Los objetos hipermedia pueden contener un conjunto de elementos relacionados que contienen diferentes tipos de información, como texto, imágenes, vídeo, audio, aplicaciones “cliente” (*applets*), elementos de interacción (como menús y botones), etc.

P. Brusilovsky ha dado la siguiente definición de sistema de hipermedia adaptativa: “*Son todos los sistemas de hipertexto e hipermedia que reflejan alguna de las características del usuario en un perfil de usuario, y utilizan este perfil para adaptar varios aspectos visibles del sistema al usuario*” [Brusilovsky, 1996].

En otras palabras, el sistema debe satisfacer tres criterios: debe ser hipertexto o hipermedia, debe tener un perfil de usuario, y debe ser capaz de adaptar el hipermedia usando ese perfil. O sea, el sistema puede parecer distinto a distintos usuarios, o incluso puede parecer distinto al mismo usuario en momentos distintos.



**Fig. 1:** Ciclos básico y cooperativo de la adaptación en HA

En la Figura 1 se esquematiza el ciclo básico - entidades y flujos con trazo continuo -, y el ciclo cooperativo - ciclo básico + entidades y flujos con trazo discontinuo -, de adaptación del sistema al usuario.

Este proceso está constituido por tres tareas principales realizadas por distintos componentes: adquisición (datos del usuario); representación (perfil de usuario) e inferencia secundaria; y producción (adaptación).

La adquisición está compuesta por las siguientes tareas:

- Identificar los datos disponibles sobre las características del usuario, de su comportamiento en el sistema y del ambiente en que actúa, a través de la monitorización de sus acciones u otras fuentes externas;
- Dejar esta información disponible al componente de adaptación del sistema;
- Construir modelos iniciales del usuario, de su utilización del computador y del ambiente en que desarrolla su actividad.

La representación e inferencia secundaria se divide en las tareas:

- Expresar el contenido de los modelos (de usuario, utilización y ambiente) apropiadamente, en un sistema formal que permita su acceso y su futuro procesamiento – perfil de usuario;



- Elaborar más presunciones (secundarias) sobre el usuario y/o grupos de usuarios, su comportamiento y ambiente, integrando información de otras fuentes.

Por último la producción se encarga de:

- Generar adaptaciones de contenido, presentación y/o modalidad, y estructura, basado en el perfil del usuario (información/conocimiento sobre el usuario, representado explícita o implícitamente, y cuya explotación permite al sistema incrementar la calidad de sus adaptaciones).

Más recientemente en [De Bra, 1999] se introducen algunos matices a la definición de sistema de Hipermedia Adaptativa, haciendo la distinción entre sistema de Hipermedia Adaptable y Adaptativa.

Por Hipermedia Adaptable se entiende que *“el usuario puede proveer su perfil a través de un diálogo con el sistema o por respuesta a cuestionarios, y el sistema se limita a adaptar la presentación en concordancia con ese perfil”*.

Por otro lado, por Hipermedia Adaptativa se entiende que *“el sistema realiza las adaptaciones mayoritariamente por deducción del comportamiento/acciones del usuario. Todavía, estos sistemas pueden usar complementariamente cuestionarios o tests psicológicos, para poder deducir con mayor precisión el ‘estado de ánimo’ del usuario”*.

Así, un sistema de Hipermedia Adaptativa es un sistema que está en control del proceso de adaptación: inicia el proceso, propone o selecciona las adaptaciones y las produce, de forma autónoma.

## **2.1. Breve Evolución Histórica**

La investigación en Hipermedia Adaptativa se remonta a los inicios de la década de los 90. En esa época las dos principales áreas fundadoras, Hipertexto y Modelado de Usuario, habían alcanzado un nivel de madurez que permitió un cruce de ideas entre las dos áreas. Un grupo de equipos de investigación empezaron por identificar los problemas del hipertexto estático en distintas áreas de aplicación y a explorar formas de adaptar los sistemas de Hipertexto a los usuarios individuales [Brusilovsky et al., 1993], [De la Passardiere y Dufresne, 1992], [Böcker et al., 1990]. Los primeros esfuerzos fueron un poco aislados y sólo el apoyo de la ya establecida comunidad de Modelado de Usuario permitió que los distintos grupos se conocieran. Estos primeros equipos de investigación, tuvieron un papel determinante para la afirmación de la Hipermedia Adaptativa como nueva dirección de investigación independiente.

Aún así, los primeros artículos y actividades, se han publicado o realizado, integrados en los eventos científicos de la comunidad de Modelado de Usuario.

Cerca de 1996, ya habían sido desarrolladas diversas técnicas de Hipermedia Adaptativa innovadoras y algunos sistemas habían sido construidos y evaluados, por distintos grupos de investigación [Brusilovsky, 1996]. Se puede considerar que el año de 1996 ha sido el punto de inflexión en la investigación de HA. Se verificó un rápido crecimiento de nuevos equipos de investigación, que han comenzado proyectos en este área, y un número significativo de estudiantes han elegido este campo como tema para sus tesis de doctorado. Desde entonces se han realizados distintos *workshops* relacionados directa o indirectamente con Hipermedia Adaptativa [Brusilovsky y De Bra., 1998], [Brusilovsky y De Bra., 1999], [Brusilovsky et al., 1997], [Milosavljevic et al., 1997]. También, diversas publicaciones, de las cuales se destacan un libro sobre Hipermedia Adaptativa [Brusilovsky et al., 1998b] y una edición especial en la revista *Hypermedia and Multimedia* (1998) sobre el mismo tema.

Recientemente se viene desarrollando un vasto e intenso trabajo en este área, con base en ideas innovadoras y que trataremos de presentar aquí algunas de ellas.

## 2.2. ¿Qué Adaptar?

La toma de decisiones sobre la adaptación en los sistemas de Hipermedia Adaptativa tradicionales se basaba en las características de sus usuarios representadas en sus perfiles de usuario. Un número creciente de sistemas adaptativos basados en la Web, son capaces de adaptarse a más elementos que a las características del usuario.

En [Kobsa et al., 1999] se sugiere dividir la adaptación en tres categorías: datos del usuario, datos de utilización y datos del ambiente.

Los datos del usuario son el objetivo tradicional de la adaptación y comprenden las características del usuario.

Los datos de utilización comprenden los datos de la interacción de los usuarios con el sistema, que no pueden ser consideradas características del usuario pero que pueden servir para la toma de decisiones de adaptación.

Los datos del ambiente comprenden todos los aspectos del ambiente del usuario que no están directamente relacionados con él mismo.

### 2.2.1 Datos del Usuario

Hasta 1996, las principales características del usuario modeladas y utilizadas por los sistemas de Hipermedia Adaptativa fueron: demográficas, de su conocimiento, de sus objetivos y planes, de su bagaje y experiencia en el hiperespacio, y relacionadas con sus preferencias.

Las **características demográficas** son “hechos” objetivos sobre el usuario como por ejemplo: registrados (nombre, dirección, teléfono, etc.), geográficos (ciudad, país, etc.), característicos (edad, sexo, educación, dinero disponible, etc.), psicológicos (datos indicando el estilo de vida, etc.), de cliente (frecuencia de compra de un producto, etc.), etc.

El **conocimiento del usuario sobre el tema** representado en el hiperespacio parece ser una de las características más importantes del usuario para los sistemas de HA. Es usado por un número considerable de técnicas de adaptación y por muchas técnicas de presentación adaptativa. El conocimiento del usuario es una variable de un usuario en particular. Esto significa que el sistema de HA que se base en el conocimiento del usuario tiene que reconocer los cambios en el estado del conocimiento y actualizar el perfil del usuario. El conocimiento del usuario sobre el tema, es normalmente representado por un modelo de *revestimiento*, el cual se basa en el modelo estructural del dominio de ese tema. Generalmente, el modelo estructural del tema es representado por una red de conceptos del dominio. Los conceptos están relacionados unos con otros formando una especie de red semántica que representa la estructura del dominio del tema. Estos conceptos pueden ser llamados de distintas formas, en distintos sistemas: tópicos, elementos de conocimiento, objetos; pero en todo caso son piezas elementales de conocimiento de un determinado dominio. Algunos sistemas usan modelos del dominio simplistas sin enlaces entre los conceptos, pero la mayoría de los sistemas de HA utilizan modelos del dominio verdaderamente avanzados, con diversos tipos de conceptos que representan distintos tipos de elementos de conocimiento u objetos, y diversos tipos de enlaces que representan distintos tipos de relaciones entre conceptos [Weber y Specht, 1997].

La idea del modelo de *revestimiento* es la de representar el conocimiento individual del usuario sobre el tema como una capa del modelo del dominio. Para cada concepto del modelo del dominio, un modelo de *revestimiento* individual guarda algún valor que es una estimación del nivel de conocimiento del usuario de ese concepto. Puede ser simplemente un valor binario (sabe/no-sabe), una medida cualitativa (buena/media/pobre), o una medida cuantitativa, como una probabilidad de que el usuario sepa el concepto.

Un modelo de *revestimiento* puede ser representado como un conjunto de pares “concepto-valor”; un par por cada concepto del dominio. Los modelos de *revestimiento* son poderosos y

flexibles, pudiendo medir el conocimiento del usuario sobre cada t3pico de forma independiente.

Este tipo de modelo surgi3 inicialmente en las 3reas de los Sistemas de Educaci3n Inteligentes (SEI) y de Modelado de Estudiante [Greer y McCalla, 1993]. En muchos SEI el modelo de estudiante es s3lo el modelo de *revestimiento* del conocimiento del estudiante. Como resultado, en el 3rea de Interfaces de Usuario Adaptativas (IUA), el modelo de *revestimiento* del conocimiento del usuario, que forma parte del modelo global del usuario, es conocido como el Modelo de Estudiante.

Tambi3n en las 3reas de lenguaje natural, se toma en consideraci3n el conocimiento del usuario (o creencias en general) para ajustar la presentaci3n de material hipermedia de forma que el usuario no se sienta ni aburrido por explicaciones innecesarias, ni confuso por detalles que no entiende. Algunos ejemplos son: un asistente de ventas [Popp y Lodel, 1996]; la presentaci3n de explicaciones y t3cnicas especializadas en MetaDoc [Boyle y Encarna3o, 1994]; y m3s recientemente, la generaci3n de descripciones de productos en SETA [Ardissono y Goy, 1999], [Ardissono et al., 1999].

Los **objetivos y plan del usuario** (tareas del usuario), es una caracter3stica m3s relacionada con el contexto de trabajo del usuario que con el usuario como individuo. Dependiendo del tipo de sistema, puede ser un objetivo de trabajo, una tarea de b3squeda (Sistemas de Recuperaci3n de Informaci3n - SRI), una resoluci3n de un problema, un objetivo de aprendizaje (Sistemas de Educaci3n - SE), la compra de alg3n producto (Comercio Electr3nico - CE), o simplemente la navegaci3n sin ning3n objetivo en mente. En todos estos casos, el objetivo es responder a la cuesti3n: “¿Por qu3 el usuario utiliza el sistema de hipermedia y qu3 pretende verdaderamente conseguir?”.

Los objetivos del usuario son la caracter3stica del usuario que m3s cambia: pueden cambiar de sesi3n de trabajo en sesi3n de trabajo, e incluso pueden cambiar varias veces en la misma sesi3n. En algunos sistemas es razonable distinguir objetivos locales o de bajo nivel, que pueden cambiar muy a menudo, de los objetivos y tareas m3s generales o de alto nivel, que son m3s estables. Por ejemplo, en los SE el objetivo de aprendizaje es un objetivo de alto nivel, mientras que el objetivo de resoluci3n de un problema concreto es un objetivo de bajo nivel, que cambia de un problema a otro, en la misma sesi3n. El objetivo del usuario puede ser considerado como una de las caracter3sticas del usuario m3s importantes para los sistemas de HA.

Actualmente, el objetivo del usuario es normalmente modelado de forma semejante al modelado del conocimiento del usuario. De forma general, los sistemas soportan un conjunto de posibilidades de objetivos o tareas del usuario que pueden reconocer. En algunos casos, el conjunto de objetivos es muy peque3o y los objetivos no est3n relacionados los unos con los otros [Hook et al., 1996]. Para modelar el objetivo actual del usuario, el sistema incluye uno de estos objetivos en el perfil de usuario. Otros sistemas utilizan formas m3s detalladas de representar los posibles objetivos y el objetivo actual del usuario. As3, en [Vassileva, 1996] se utiliza una jerarqu3a de tareas, en forma de 3rbol, para representar los posibles objetivos del usuario. A su vez, en [Encarna3o, 1995] se propone un conjunto de pares “objetivo - valor”, en los cuales el “valor” es la probabilidad del “objetivo” ser el objetivo actual del usuario. En [Lesh et al., 1999] se demuestra que el reconocimiento del plan del usuario, facilita y acelera la interacci3n considerablemente, una vez que el sistema tiene expectativas sobre las pr3ximas acciones del usuario y, por consiguiente, puede interpretarlas de una forma m3s flexible.

El **bagaje y la experiencia del usuario en el hiperespacio** son dos caracter3sticas del usuario similares al conocimiento del usuario del tema, aunque funcionalmente son conceptos diferentes.

Por **bagaje del usuario** se considera toda la informaci3n relacionada con la experiencia previa del usuario, fuera del tema del sistema de hipermedia en cuesti3n, que es suficientemente

relevante para ser considerada. Esto incluye la profesión del usuario, experiencia de trabajo en áreas semejantes, como el punto de vista del usuario y su perspectiva. Estos elementos son incluidos en el perfil de usuario y sirven para la toma de decisiones de adaptación.

Por experiencia del usuario en el hiperespacio se considera cual es la familiaridad de un usuario con la estructura del hiperespacio y como de fácil le resulta navegar por él.

Esto no es lo mismo que el conocimiento del usuario del tema. A veces, el usuario está familiarizado con el tema, pero no está familiarizado con la estructura del hiperespacio, o viceversa [Vassileva, 1996]. [Kupper y Kobsa, 1999] van más allá y hacen la distinción entre lo que el usuario sabe hacer y lo que en realidad consigue hacer, ya sea por falta de autorización u otra discapacidad (por ejemplo física).

Las **preferencias del usuario** constituyen otra de las características del usuario consideradas por los sistemas de HA. Por distintas razones los usuarios pueden preferir unos enlaces o nodos en detrimento de otros, y unas partes de páginas en detrimento de otras. Estas preferencias pueden ser absolutas o relativas, esto es, dependen del nodo actual, del objetivo y del contexto actual en general. Las preferencias son usadas mayoritariamente en los SRI de HA, y en la mayoría de estos sistemas las preferencias son la única información modelada del usuario.

Las preferencias del usuario difieren de otros componentes del perfil de usuario en distintos aspectos. Al contrario de los otros componentes, las preferencias no pueden ser deducidas por los sistemas. El usuario tiene que informar directa o indirectamente al sistema de sus preferencias. Parece más adaptabilidad que adaptatividad. La diferencia es que los sistemas de HA pueden generalizar las preferencias del usuario y aplicarlas en nuevos contextos [Hook et al., 1996], [Katsumoto et al., 1996], [Mathé y Chen, 1996].

Otra característica importante de las preferencias del usuario es la forma de representación. En cuanto que otras partes del modelo de usuario son normalmente representados simbólicamente, las preferencias son calculadas y representadas numéricamente de formas muy especiales [Katsumoto et al., 1996], [Mathé y Chen, 1996]. La representación numérica tiene algunas ventajas sobre la simbólica: abre la posibilidad de combinar varios modelos de usuario para crear un modelo de grupo de usuarios [Mathé y Chen, 1996].

Los modelos de grupo acumulan las preferencias de un grupo específico de usuarios. Un modelo de grupo es un buen punto de partida para un nuevo miembro del grupo. También son importantes en trabajos de colaboración, una vez que de esta forma tiene todos las mismas vistas adaptadas del tema.

Después de 1996, se añaden dos ítems más a la lista de características: los intereses y los rasgos individuales de personalidad.

Los **intereses del usuario**, no es una característica que haya sido modelada recientemente. La verdad es que es una de las más antiguas, pero no era utilizada por los primeros sistemas. La situación cambió con los Sistemas de Recomendación, donde el interés del usuario es un punto central y normalmente expresado en términos de características. Estos sistemas modelan los intereses del usuario a largo plazo, y los usan en paralelo con los objetivos del usuario a corto plazo, para filtrar y recomendar ítems: productos, servicios, documentos, noticias, etc. Las recomendaciones pueden ser realizadas, pidiendo al usuario que clasifique ítems con los que ya está familiarizado (revela su interés implícito). Los sistemas intentarán encontrar usuarios que hayan clasificado de forma semejante los mismos ítems, para recomendar los ítems a los cuales estos usuarios hayan atribuido buenas clasificaciones.

Pero esta característica se ha tornado importante en otros Sistemas de Información en Línea, como quioscos [Fink et al., 1998], enciclopedias [Hirashima et al., 1998] o guías de

museos [Not et al., 1998]. En estos sistemas los intereses del usuario sirven de base para recomendar hipernodos.

Los **rasgos individuales de personalidad**, es el nombre de un grupo que reúne las características que define al usuario como individuo. Como ejemplos, se pueden considerar los factores de la personalidad (ejemplo: introvertido/extrovertido), factores cognitivos y estilos de aprendizaje.

Tal como el bagaje del usuario, los rasgos individuales de personalidad son una característica estable, que no pueden ser alterados o que se alteran a muy largo plazo. Al revés del bagaje, los rasgos no pueden ser extraídos por una simple entrevista del usuario, solamente por tests psicológicos especializados.

Un ejemplo ilustrativo en esta área es el trabajo desarrollado de adaptación al estilo de aprendizaje individual en los sistemas de Hipermedia Educativa [Carver et al., 1996], [Danielson, 1997], [Gilbert y Han, 1999], [Specht y Oppermann, 1998].

Sin embargo, y a pesar de los estudios experimentales realizados, no está muy claro cuáles son los aspectos del estilo de aprendizaje que merecen la pena ser modelados, y qué puede hacerse para adaptarse a los distintos estilos.

### 2.2.2 Datos de Utilización

Los datos de utilización pueden ser observados directamente y almacenados o adquiridos, por análisis de los datos observables. La observación, técnicamente posible, varía considerablemente. Los sistemas de HA basados exclusivamente en HTML (*HyperText Markup Language*), sólo conseguirán conocer qué páginas o ficheros fueron pedidos al servidor. Sistemas que tengan más control sobre la interacción, que por ejemplo usen *applets* Java, pueden grabar datos de utilización de más bajo nivel: el clic del ratón, sus movimientos, etc. Por ejemplo, ELFI [Pohl y Nick, 1999] registra en sus *logs* toda la interacción con un navegador jerárquico, y TELLIM [Joerding et al., 1998] controla interacción con el usuario al nivel del *widget*.

Adicionalmente, se puede considerar el contexto de utilización como fuente de datos para la adaptación. Dentro de los ítems relevantes, se encuentran la tarea corriente y el histórico de interacción, referentes normalmente a la aplicación que se emplea y a las aplicaciones que el usuario emplea frecuentemente, por ejemplo, *newsgroups* [Sivdas et al., 1998].

Los datos de utilización observados directamente pueden originar de inmediato adaptaciones. Su utilización más frecuente es la de base de inferencias que buscan descubrir regularidades en los datos de utilización observados. Éstas a su vez pueden ser usadas por los sistemas para realizar adaptaciones a las preferencias, hábitos y nivel de experto del usuario, manifestados en esas regularidades.

Hay distintas formas observables de la interacción del usuario con el sistema, entre ellas cabe destacar: las acciones selectivas; el tiempo de visualización; clasificaciones; compras y acciones relacionadas; y acciones que confirman/deshacen la confirmación.

**Acciones selectivas.** El clic en un enlace es el tipo de interacción más frecuente en los sistemas basados en la web. Cuando esto ocurre en una página con enlaces competitivos entre sí, el usuario está escogiendo. Por ejemplo, en una tienda de comercio electrónico, el usuario puede escoger un producto entre muchos de los presentados en una página, para ver detalles del producto.

Este tipo de acciones, puede ser indicador de distintos tipos de datos de usuario:

- **Intereses.** Hay muchos sistemas que usan acciones selectivas como indicadoras del interés del usuario. Entre ellas está WebWatcher [Joachims et al., 1997], que

monitoriza la selección de enlaces de todos los usuario en una página, para anotar los enlaces más relevantes en cada página (con respecto a un objetivo). Letizia [Lieberman, 1995] aprende los intereses del usuario a partir de selecciones anteriores de páginas, y presenta/recomienda páginas relacionadas. Otro ejemplo es HIPS [Oppermann y Specht, 2000], una guía móvil de un museo basado en la Web. HIPS permite el usuario escoger de un conjunto de cuadros que fueron detectados en la proximidad de la localización actual del usuario. Basado en esas selecciones, el sistema predice los intereses del usuario en determinados pintores, temas y épocas. Acciones selectivas también pueden ser el *scrolling*, o el aumento del tamaño de los objetos de hipermedia [Sakagami y Kamba, 1997] o de documentos [Sakagami et al., 1998], operaciones de control de audio y vídeo [Joerding et al., 1998], y otro tipo de acciones en la interfaz del usuario [Encarnaçãõ y Stoev, 1999]. No obstante, las acciones selectivas son flacos indicadores de los intereses del usuario, una vez que éste puede no haber entendido o visto todas las posibilidades disponibles (por ejemplo, por falta de atención). Por otro lado, las acciones selectivas sólo son evidencia de interés positivo (no seguir un enlace no revela desinterés del usuario en ese ítem).

- **Nivel de Experto.** Acciones selectivas pueden ser indicadoras del desconocimiento de términos técnicos. Por ejemplo, MetaDoc [Boyle y Encarnaçãõ, 1994], KN-AHS [Kobsa et al., 1994] y el Asistente de Ventas [Popp y Lodel, 1996] permiten a los usuarios obtener explicaciones de conceptos técnicos, a través del simple *clic* en ellos. Si el usuario hace esto, se asume que el usuario no está familiarizado con el concepto técnico. Si el usuario no pide explicación, no se puede asumir que está familiarizado con el concepto. También se debe tener en consideración que seleccionar enlaces explicativos puede ser resultado de otras razones: curiosidad, asegurarse de que ese ítem es exactamente lo que busca, etc.
- **Preferencias.** Una forma especial de usar acciones selectivas es la de presentar prototipos de objetos potencialmente interesantes para el usuario y dejarlo seleccionar. La selección realizada por el usuario sirve para inferir las preferencias del usuario con relación al tipo de objetos presentados. Por ejemplo, AGA [Holynski, 1988] intentaba adquirir las preferencias del usuario con relación a imágenes generadas por ordenador. El sistema presentaba un conjunto de imágenes por defecto, de tal forma que las imágenes cubrieran todas las variables del proceso de generación de imágenes. Se les pedía a los usuarios que seleccionaran las imágenes que preferían y repitiendo el proceso, iba refinando gradualmente las definiciones de la imagen preferida.

**Tiempo de visualización.** Se ha discutido bastante acerca del potencial del tiempo de visualización como indicador de características del usuario, en particular del interés del usuario [Joerding, 1999], [Joerding et al., 1998], [Konstan et al., 1997], [Morita y Shinoda, 1994]. La medición del tiempo de visualización es en verdad muy difícil. Es casi imposible confirmar el tiempo que el usuario ha estado delante del ordenador, mirando un determinado ítem, en un determinado período de tiempo. Además, el tiempo de visualización puede servir como evidencia negativa. Si la presentación de una página hipermedia, tarda menos que un determinado valor umbral (tiempo esperado de visualización de la página), entonces probablemente la página en cuestión no tiene interés para el usuario. Si el usuario aborta la descarga de una pagina o hace clic en el botón "Atrás" del navegador, esto es un indicador aún más fuerte de que esa página no tiene interés para el usuario. Sin embargo, si espera a que la descarga de un objeto hipermedia termine esto puede ser indicador de interés. Pero si justo después de terminar la descarga, el usuario pide otra página (por ejemplo), esto de nuevo puede ser indicador de que el objeto hipermedia, en realidad, no tenía interés [Joerding, 1999]. En las tiendas electrónicas de 3D, la navegación espacial/temporal se tiene en consideración [Chitarro y Ranon, 2000].

**Clasificaciones.** En distintos sistemas, se requiere que los usuarios clasifiquen explícitamente objetos (documentos, artículos, productos, etc.). Estas clasificaciones indican lo relevante o interesante que un objeto es para ellos, o piensan que lo es para otros usuarios. Típicamente, los usuarios pueden usar una escala binaria (“interesa”/“no interesa”), o una escala limitada y discreta. Las clasificaciones se han tornado muy populares. Por ejemplo, Syskill and Webert [Pazzani y Billsus, 1997] y GroupLens [Konstans et al., 1997].

En Syskill and Webert, los usuarios tienen la posibilidad de clasificar páginas como “*hot*”(interesa) o “*cold*”(no interesa). Amazon.com, permite a los usuarios clasificar libros en una escala de 1 a 5 y usa las clasificaciones para recomendar libros.

Los principales problemas de las clasificaciones son: que la clasificación es siempre relativa a la información que el usuario necesita en el momento de la clasificación y que cambia constantemente; otro problema es que se asume que las clasificaciones de ítems individuales son acontecimientos independientes y en realidad no lo son (se clasifica siempre comparativamente); por último, el usuario es muy adverso a clasificar y mucho más a clasificar negativamente, aunque sepa que eso le beneficia a largo plazo.

**Compras y acciones relacionadas.** Las compras que los usuarios hacen en tiendas de comercio electrónico son normalmente vistas como fuertes indicadores del interés del usuario. Muchos sitios web comerciales (por ejemplo, Amazon.com), reaccionan de forma adaptativa a una compra, sugiriendo productos semejantes o relacionados. Asumen que alguna de las características del producto es de interés del usuario. Se sabe que no hay una relación uno-a-uno entre compras e intereses: el usuario puede comprar un producto para ofrecer (es indicador del interés de una tercera persona en ese ítem, pero tampoco es indicador del desinterés del usuario en ese ítem), y puede tener ya ese producto que está comprando (en este caso podría ser indicador del desinterés del usuario en el ítem). Amazon.com, por ejemplo, intenta obviar estas situaciones comparando la dirección de entrega de los libros con la dirección del usuario e incentivando los clientes a indicar cuando ya tienen un ítem en particular. Acciones relacionadas y que no indican tan fuertemente el interés del usuario, son por ejemplo, la transferencia de productos al carro de la compra virtual, registrar productos, registrar su dirección para recibir noticias sobre determinados productos y compañías, etc.

**Otras acciones que confirman/deshacen la confirmación.** Compras y clasificaciones, son ejemplos de acciones que confirman (o deshacen la confirmación) selecciones previas. Este tipo de acciones es, normalmente, un indicador más fuerte que cualquiera de las acciones selectivas que el usuario haya realizado anteriormente. Aunque en algunas situaciones la confirmación no tiene un poder tan fuerte por sí misma, puede ser de gran utilidad, en conjunto con las selecciones anteriores, para el fortalecimiento de una presunción.

Hay otros muchos ejemplos de acciones confirmatorias. Para los documentos como páginas web, artículos de noticias o mensajes de *email*, es bastante interesante monitorizar las acciones relacionadas con estos documentos, como es el grabar, imprimir o marcar la página, etc. [Konstan et al., 1997]. De nuevo, el tipo de interfaz web va a decidir si este tipo de acciones es observable o no. Por ejemplo, ZDNET.com permite a los usuarios reencaminar las noticias, imprimir las y grabarlas en un repositorio individual en el servidor. Como todas estas acciones son controladas por la aplicación web, pueden ser almacenadas y evaluadas.

En muchos casos, la observación de las interacciones del usuario no va a conducir directamente a adaptaciones. Es necesario más procesamiento de los datos de utilización para adquirir información sobre las preferencias, hábitos, nivel de experto de los usuarios, etc., sobre los cuales los sistemas adaptativos basan su comportamiento. De los datos de utilización observados, se mencionan algunos ejemplos de cómo la información de utilización se podrá adquirir: frecuencia de utilización, correlaciones entre situación-acción y secuencias de acciones.

**Frecuencia de utilización.** Probablemente la forma más obvia de procesar datos de utilización es la de categorizar eventos y contar su frecuencia. En [Debevec et al., 1996] se describe un mecanismo que controla la configuración de un icono adaptativo para Microsoft Word. Los iconos son añadidos y quitados de la barra de herramientas con base a su frecuencia de utilización.

[Linton y Schaefer, 2000] comparan la utilización a largo plazo de las órdenes de Word con órdenes utilizadas por grupos. Con base en la comparación, órdenes que no sean usadas por el individuo, pero frecuentemente usadas por el grupo, pueden ser sugeridas al individuo.

AVANTI [Fink et al., 1998] controla la frecuencia con que un usuario visita una página web e introduce enlaces directos a esa página en la barra de navegación lateral que acompaña todas las páginas.

**Correlaciones situación-acción.** En el principio de los años 90, llegó la noción de agentes de interfaz o agentes personales, principalmente a través de los trabajos de [Mitchell et al., 1994] y [Maes, 1994]. Una propiedad común de estos trabajos es que las correlaciones situación-acción forman la base del comportamiento adaptativo. Ambos describen asistentes de correo electrónico que sugieren que hacer con los correos que llegan. Estas recomendaciones están basadas en estadísticas que expresan correlaciones generales entre los correos anteriores (situaciones) y cómo el usuario las había procesado (acciones).

**Secuencias de acciones.** Las secuencias de acciones son analizadas mayoritariamente para: recomendar la generación de macros para secuencias de acciones frecuentemente usadas, predecir las futuras acciones del usuario con base en acciones pasadas y recomendar acciones basadas en secuencias de acciones frecuentes de otros usuarios. Más adelante se verán algunos métodos usados para identificar regularidades y similitudes entre secuencias de acciones.

### 2.2.3 Datos del Ambiente del Usuario

La adaptación al ambiente del usuario es un tipo de adaptación que ha sido introducido por los sistemas basados en la Web. Como los usuarios de un sistema web pueden estar virtualmente en cualquier parte y usar el equipamiento más diverso, la adaptación al ambiente se ha convertido en un tema importante. Un número de sistemas de HA actuales sugieren algunas técnicas para adaptar a la localización y a la plataforma del usuario.

Adaptarse a la **plataforma del usuario**, normalmente se trata de seleccionar los medios y formatos a presentar en los contenidos de las páginas [Joerding, 1999]. Esta adaptación toma en consideración aspectos del software como: la versión del navegador (y el sistema operativo sobre el cual trabaja), la disponibilidad de los *plug-ins* apropiados, la versión y disponibilidad de la Máquina Virtual Java, etc. También se consideran los aspectos relacionados con el hardware: la anchura de banda, la velocidad de procesamiento, los dispositivos de entrada y salida, etc.

Técnicas más avanzadas pueden facilitar distintas interfaces a los usuarios que utilicen distintas plataformas, e incluso se pueden servir de las limitaciones de la plataforma para mejorar el modelo de usuario. Por ejemplo, la versión Palm Pilot de AIS [Billsus et al., 2000] requiere que el usuario pida explícitamente las páginas de una noticia, dando de esta forma indicación de que la historia es de interés.

Adaptarse a la **localización del usuario**, es una técnica que lleva en consideración la localización física (por ejemplo: museo real) o virtual (por ejemplo: centro comercial virtual) del usuario y es utilizada satisfactoriamente en muchos Sistemas de Información.

Por ejemplo, SWAN [Garlatti et al., 1999], es un sistema de información que ha demostrado como la localización del usuario puede ser usada para el filtrado de información. Las aplicaciones más interesantes que exploran este tipo de adaptación son las guías de mano.



Recientes investigaciones en este área, presentan técnicas que tienen en consideración la localización del usuario, dirección de la vista y movimientos [Not et al., 1998], [Oppermann y Specht, 1999].

Otro tipo de información que puede ser tomada en consideración es la referente a las características del ambiente en que se encuentra el usuario: niveles de ruido, niveles de luz, objetos que se encuentren en la cercanía, etc.

### 2.3. ¿Qué puede ser Adaptado?

P. Brusilovsky sugiere una clasificación (Figura 2) de métodos y técnicas de HA por tipo de adaptación. Distingue así dos áreas de adaptación: de contenidos (adaptación de presentación) y de enlaces (adaptación de navegación) [Brusilovsky, 2001].

**La adaptación de presentación** se divide en tecnologías de adaptación de texto, adaptación de multimedia y adaptación de ‘modalidad’.

Es adecuado refinar la categoría de adaptación de texto en dos subgrupos distintos: adaptación de texto ‘enlatado’ y lenguaje natural (de momento esta subcategoría no puede ser más refinada).

A su vez, la adaptación de texto ‘enlatado’ comporta distintas tecnologías: insertar/eliminar fragmentos, alterar fragmentos, ordenar fragmentos, ‘encoger’ fragmentos y ‘oscurecer’ texto (en [Hothi y Hall, 1998] se sugiere esta técnica innovadora e independiente de adaptación de texto).

Siguiendo la definición de [Kobsa et al., 1999], se considera la adaptación de ‘modalidad’ como una categoría de alto nivel. Los modernos sistemas de Hipermedia Adaptativa pueden seleccionar que tipo de medio utilizan (‘modalidad’) para presentar la información a sus usuarios. Hoy en día se identifican distintos métodos para adaptar la ‘modalidad’ de presentación, en distintos sistemas de Hipermedia Adaptativa, basados en las preferencias del usuario, capacidades, estilo de aprendizaje y contexto de trabajo [Carver et al., 1996], [Fink et al., 1998], [Joerding, 1999], [Specht y Opperman, 1998], [Specht et al., 1997].

**La adaptación de navegación** se divide en: esconder enlaces, ordenar enlaces, anotación de enlaces, generación de enlaces, orientación directa y adaptación de mapas de hipertexto.

[De Bra y Calvi, 1998] sugirieron e implementan algunas variantes de la técnica de esconder enlaces. De esta forma la adaptación basada en esconder enlaces se convierte en una categoría más general agrupando un conjunto de tecnologías independientes: desactivar, esconder y eliminar enlaces.

La aparición de los sistemas de recomendación ha obligado a la distinción entre dos formas de soportar la adaptación de navegación.

Por un lado, está la adaptación de los enlaces que están presentes en las páginas en el momento de su solicitud al hiperespacio y por otro, la generación de enlaces no solicitados por esas mismas páginas. La generación de enlaces es una categoría de alto nivel en la adaptación de la navegación e incluye tres casos: el descubrimiento en los diversos documentos de enlaces nuevos y útiles, añadiéndolos permanentemente a los enlaces existentes [Debevec et al., 1997], [Bollen y Heylighen, 1998]; la generación de enlaces para la navegación entre ítems similares [Brusilovsky y Weber, 1996]; y la recomendación dinámica de enlaces relevantes. Este último grupo es relativamente reciente pero ya ha sido bastante explorado por los Sistemas de Información En Línea [Hirashima et al., 1998], [Hirashima y Nomoto, 1999], [Schwab et al., 2000] y por los sistemas de Hipermedia Educativa [Kayama y Okamoto, 1998].

<b>Tecnologías de Hipermedia Adaptativa</b>	<b>Presentación Adaptativa</b>	<b>Presentación Adaptativa de Multimedia</b>		
		<b>Presentación Adaptativa de Texto</b>	<b>Adaptación de Lenguaje Natural</b>	
			<b>Adaptación de Texto 'Enlatado'</b>	<b>Insertar/ Eliminar Fragmentos</b>
				<b>Cambiar Fragmentos</b>
				<b>Encoger Texto</b>
				<b>Ordenar Fragmentos</b>
	<b>Oscurecer Fragmentos</b>			
	<b>Adaptación de Modalidad</b>			
	<b>Soporte de Navegación Adaptativa</b>	<b>Orientación Directa</b>		
		<b>Ordenación Adaptativa de Enlaces</b>		
		<b>Esconder Enlaces (Adaptativa)</b>	<b>Esconder</b>	
			<b>Deshabilitar</b>	
			<b>Eliminar</b>	
		<b>Anotación Adaptativa de Enlaces</b>		
		<b>Generación Adaptativa de Enlaces</b>		
<b>Adaptación de Mapa</b>				

Fig. 2: Clasificación de las tecnologías de Hipermedia Adaptativa [Brusilovsky, 2001]

## 2.4. ¿Dónde usar la HA?

P. Brusilovsky (2001) identifica seis tipos de sistemas de Hipermedia Adaptativa: Hipermedia Educativa, Sistemas de Información en Línea, Sistemas de Ayuda en Línea, Hipermedia de Recuperación de Información, Hipermedia Institucional y Sistemas para la Gestión de Vistas Personalizadas en Espacios de Información. Dado que los tres primeros tipos de sistemas son claramente los más populares e investigados, dedicaremos nuestra atención a ellos.

### 2.4.1 Hipermedia Educativa

El interés en responder a una demanda de educación a distancia usando la Web, ha sido una fuerza que ha impulsado los esfuerzos de investigación en esta área. Debido a esto, la Web se ha tornado en la plataforma de desarrollo estándar. Esto ha permitido la extensión de la vida de algunos sistemas de Hipermedia Educativa basados en la Web y desarrollados antes de 1996, como ELM-ART [Brusilovsky et al., 1996a], InterBook [Brusilovsky et al., 1996b], o 2L670 [De Bra, 1996].

Después de 1996 (Figura 3), todos estos sistemas han sido mejorados recurriendo a nuevas técnicas y han servido como base de estudios experimentales [Brusilovsky et al., 1998a], [De Bra y Calvi, 1998], [Weber y Specht, 1997].

Hoy en día, casi todos los sistemas de HA Educativa se basan en la Web.

<b>Métodos</b>	ELM-ART	[Weber y Specht, 1997]
	Metdec	[Eliot et al., 1997]
	AST	[Specht et al., 1997]
	ADI	[Schoch et al., 1998]
	Hy-SOM	[Kayama y Okamoto, 1999]
	AHM	[da Silva et al., 1998]
	CHEOPS	[Negro et al., 1998]
	RATH	[Hockemeyer et al., 1998]
	TANGOW	[Carro et al., 1999]
	Arthur	[Gilbert y Han, 1999]
	PAKMAS	[Sub et al., 1999]
CAMELEON	[Laroussi y Benahmed, 1998]	
<b>Frameworks</b>	InterBook	[Brusilovsky et al., 1998a]
	KBS-Hyperbook	[Henze et al., 1999]
	AHA!	[De Bra y Calvi, 1998]
	SKILL	[Neuman y Zirvas, 1998]
	Multibook	[Steinacker et al., 1998]
	ACE	[Specht y Oppermann, 1998]
	ART-Web	[Weber, 1999]
	MetaLinks	[Murray et al., 1998]

**Fig. 3:** Sistemas de HA en la Educación, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

#### 2.4.2 Sistemas de Información en Línea

La definición clásica de Sistemas de Información en línea ha cambiado, y hoy en día hay que dividirla en varios subgrupos de sistemas especializados (Figura 4) como son las enciclopedias electrónicas, los quioscos de información, los museos virtuales, las guías de mano, y los sistemas de soporte de actividad.

Como es de esperar la especialización acarrea consigo una mejora de eficacia. Estos sistemas tienen en consideración un tipo específico de actividad del usuario, en una aplicación en particular, consiguiendo de esta forma mejores adaptaciones al usuario y su comportamiento.

**Enciclopedias electrónicas y quioscos de información** son dos grupos de sistemas que permanecen bastante cerca de la definición clásica de Sistema de Información en Línea, sin embargo, se benefician del hecho de ser sistemas especializados. Por ejemplo, una enciclopedia puede seguir el conocimiento del usuario sobre distintos temas descritos en la enciclopedia y proveer comparaciones adaptadas [Milosavljevic, 1997]. O puede seguir la navegación del usuario, deducir sus intereses y ofrecer una lista de los artículos más relevantes [Hirashima et al., 1998].

**Museos virtuales y guías de mano** comparten en su núcleo la estructura del hiperespacio de los objetos. Tienen como finalidad proveer una visita guiada adaptada en el hiperespacio, y soportar la exploración del usuario a museos virtuales o reales, con narrativas adaptadas al contexto. Las guías de mano de museos tienen la habilidad de determinar la localización y comportamiento del usuario en el espacio físico del museo (HYPERAUDIO [Not et al., 1998] y

HIPS [Oppermann y Specht, 2000]). Esto permite un tipo de sistema de Hipermedia Adaptativa completamente distinto, por el uso de tecnologías específicas de modelado de usuario y de adaptación. Por ejemplo, si una persona se aparta de un objeto en medio de una narración puede querer decir que tiene poco interés en ese objeto. Sin embargo, si camina cerca de un objeto esto puede querer decir que el objeto es de interés y desencadenar una narración.

**Sistemas de comercio electrónico y de soporte de actividad** han divergido bastante de la definición clásica. El hiperespacio de ítems de información sigue constituyendo el área de trabajo de la mayor parte de estos sistemas. Otra área de trabajo de menor actividad es la navegación en el hiperespacio, pero de vital importancia, pues cuanto mejor funcionen estos sistemas, menor será la necesidad de navegar. Como estos sistemas soportan lo que el usuario está haciendo, mantienen información sobre el contexto de la actividad del usuario y sobre los objetivos del mismo. Esto permite una mayor precisión en el modelado de usuario y por consiguiente un nivel superior de adaptación.

<b>Sistemas de Información en Línea Clásicos</b>	SWAN	[Garlatti et al., 1999]
	Ecran Total	[Geldof, 1998]
	ELFI	[Schwab et al., 2000]
<b>Enciclopedias Electrónicas</b>	PEBA-II	[Milosavljevic, 1997]
		[Hirashima et al., 1998]
		[Signore et al., 1997]
<b>Quioscos de Información</b>	AVANTI	[Fink et al., 1998]
<b>Museos Virtuales</b>	ILEX	[Oberlander et al., 1998]
	Power	[Milosavljevic et al., 1998]
	Marble Museum	[Paterno y Mancini, 1999]
	SAGRES	[Bertoletti y da Rocha, 1999]
<b>Guías de Mano</b>	HYPERAUDIO	[Not et al., 1998]
	HYPSS	[Oppermann y Specht, 1999]
<b>Sistemas de Comercio Electrónico</b>	SETTA	[Ardissono y Goy, 1999]
	TELLIM	[Joerding, 1999]
		[Milosavljevic y Oberlander, 1998]
<b>Sistemas de Soporte de Actividad</b>	ADAPTS	[Brusilovsky y Cooper, 1999]
	MMA	[Francisco-R. y Shipman III, 2000] [de Carolis et al., 1998]

Fig. 4: Sistemas de HA de Información En Línea, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

### 2.4.3 Hipermedia de Recuperación de Información

La Web influenció los Sistemas Hipermedia de Recuperación de Información (SHRI). Todos los nuevos e interesantes sistemas de SHRI, están inspirados en la Web y han sido diseñados para ésta. Los sistemas clásicos fueron diseñados para un espacio de búsqueda cerrado, o sea, para un único sitio web. El mayor desafío en esta área es soportar la actividad de obtención de información en todo el hiperespacio Web.

Del largo número de SHRIs, se pueden distinguir dos grandes grupos (Figura 5): sistemas orientados a la búsqueda y sistemas orientados a la navegación; y varios otros grupos más pequeños.

El objetivo de los **sistemas orientados a la búsqueda** es crear una lista de enlaces para documentos que satisfagan la petición actual de información del usuario. Estos sistemas tienen en consideración no sólo las palabras usadas para especificar el pedido corriente, sino también un modelo de los intereses y preferencias, a largo y/o a corto plazo del usuario.

Se distinguen dos subtipos de sistemas: los Sistemas de Recuperación de Información Clásicos y los Sistemas de Filtros de Búsqueda.

Los SRI clásicos trabajan en dominios de información cerrados. La estrecha conexión con los primeros sistemas pre-Web ha permitido la construcción de los primeros SRIs de Hipermedia Adaptativa.

Los Sistemas de Filtros de Búsqueda, pretenden trabajar con dominios de información abiertos. Extienden el poder de los motores de búsqueda convencionales, aplicando distintas aproximaciones de modelos de adaptación de soporte de navegación, como eliminación de enlaces [Marinilli et al., 1999], y anotación de enlaces [Pazzani et al., 1996], a los resultados de la búsqueda, de forma a ayudar al usuario a seleccionar los enlaces más relevantes.

<b>SRI Clásicos en Contexto Web</b>	SmartGuide	[Gates et al., 1998]
<b>Filtros de Búsqueda</b>	SysKill y Webert	[Pazzani et al., 1996] [Marinilli et al., 1999]

**Fig. 5:** SRIs de HA orientados a la búsqueda, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

Los **sistemas orientados a la navegación** buscan asistir al usuario en su búsqueda/navegación recurriendo a tecnologías de soporte de adaptación de navegación (Figura 6): anotación adaptativa, orientación adaptativa y recomendación adaptativa.

Los sistemas de anotación adaptativa añaden elementos visuales a los enlaces para ayudar al usuario en la selección.

Los sistemas de orientación adaptativa marcan uno o más enlaces relevantes para el objetivo del usuario.

Los sistemas de recomendación adaptativa intentan deducir los objetivos e intereses del usuario de su navegación, y construyen/sugieren una lista de enlaces relevantes hacia nodos que normalmente no pueden ser alcanzados desde la página actual. Una distinción importante entre sistemas de recomendación que trabajan en espacios de información cerrada y los que trabajan en todo el espacio de información Web, es que estos últimos cierran algún área significativa de la Web, aprendiendo del contenido de los nodos y después, recurriendo al mismo tipo de técnicas de los primeros sistemas, construyen sus recomendaciones. En el presente se pueden identificar dos formas de realizar esto: si es un sistema de un solo usuario, entonces lo que se hace es analizar una pequeña porción de la web, unos pasos adelante del punto en que se encuentra el usuario [Asnicar y Tasso, 1997], [Lieberman, 1995]. Si es un sistema de multiusuario, se puede tener que utilizar una colección de datos de la navegación de una comunidad de usuarios, que es analizada con el objetivo de aprender algo sobre los documentos de ese área de navegación [Fu et al., 2000].

<b>Orientación Adaptativa</b>	WebWatcher	[Joahims et al., 1997]
	Personal_WebWatcher	[Mladenic, 1996]
<b>Anotación Adaptativa</b>	SysKill y Webert	[Pazzani et al., 1996]
	IfWeb	[Aniscar y Tasso, 1997]
<b>Recomendación Adaptativa(Cerrada)</b>	SiteIf	[Stefanni y Strapparava, 1999]
		[Hirashima et al., 1998]
		[Hirashima y Nomomoto, 1999]
<b>Recomendación Adaptativa(Abierta)</b>	Surflen	[Fu et al., 2000]
	Letizia	[Lieberman, 1995]
	IfWeb	[Aniscar y Tasso, 1997]

**Fig. 6:** SHRIs orientados a la navegación, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

Dentro de los SHRIs hay pequeños grupos de sistemas que desempeñan funciones complementarias a la búsqueda de información: sistemas de gestión de vistas personalizadas y servicios de información.

Los **sistemas de gestión de vistas personalizadas** tienen como principal objetivo organizar la información buscada de alguna forma. En el contexto de la Web se pueden mencionar dos tipos de mecanismos para lograr este tipo de gestión (Figura 7): vistas de sitios personalizadas y organizadores de marcadores (WebTagger [Keller et al., 1997], PowerBookmarks [Li et al., 1999] y Siteseer [Rucker y Polano, 1997]).

<b>Sistemas de Marcación Adaptativa</b>	WebTagger	[Keller et al., 1997]
	PowerBookmarks	[Li et al., 1999]
	Sitseer	[Rucker y Polano, 1997]

**Fig. 7:** SHRIs de gestión de vistas personalizadas, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

La posibilidad de usar el mismo mecanismo de adaptación para realizar distintos tipos de adaptación al usuario en el contexto de SRI, está bien presente en los sistemas de **servicios de información** basados en la Web (una reciente clase de sistemas). Éstos coleccionan un conjunto de documentos de un espacio de información “abierto”, por un largo período de tiempo, y al mismo tiempo trabajan con un conjunto de usuarios, lo que les permite aprender tanto sobre los documentos, como sobre los usuarios. De esta forma, pueden proporcionar distintos tipos de adaptación a sus usuarios, aplicando tanto técnicas basadas en contenidos, como técnicas basadas en *clic* (colaborativas). Los sistemas de servicios de información están normalmente contruidos con tecnología basada en agentes. Estos agentes observan las acciones del usuario y hacen sugerencias de acuerdo con sus necesidades de información a corto plazo, y a su perfil de intereses. Los enlaces pueden ser coleccionados de dos formas (Figura 8): filtros de servicios, que utilizan un canal por donde reciben nuevos documentos, como por ejemplo, AIS [Billsus et al., 2000] – Artículos, o ELFI [Schwab et al., 2000] – Publicidad; servicios de búsqueda, que utilizan agentes artificiales – FAB [Balavanovic y Shoham, 1997] o agentes humanos – Edited AH [ Hook et al., 1997], que tienen presente los intereses del usuario, con el objetivo de realizar autónomamente nuevas consultas en la Web.

<b>Servicios de Búsqueda</b>	FAB	[Balananovic y Shoham, 1997]
	PEA	[Montebello et al., 1997]
	Edited AH	[Hook et al., 1997]
		[Newell, 1997]
<b>Servicios de Filtro</b>	ELFI	[Schwab et al., 2000]
	AIS	[Billsus et al., 2000]

Fig. 8: SHRIs de servicios, después de 1996 [Brusilovsky, 2001]

### 3. Profiling

El *profiling* es una técnica cuya idea principal es la de crear y gestionar perfiles. Un perfil es un modelo de un objeto (una representación compacta que describe las características más importantes), creado en la memoria del ordenador (comprensible por computadores), y que es utilizado como representante (del modelo actual) del objeto, en las tareas computacionales. Estas tareas incluyen por ejemplo: comparaciones, almacenamiento, resúmenes y análisis.

Las aplicaciones de *profiling* más conocidas incluyen la personalización, la gestión de conocimiento y el análisis de datos.

#### 3.1. Perfil – ¿Qué es?

Perfil es una palabra que viene de las palabras del latín “*pro filare*”, que significan “diseñar los contornos”. Una cabeza vista de lado a blanco y negro – una silueta– es uno de los perfiles más conocidos. Proyecta las características más notables de una cabeza en un plano, de forma que ésta aún pueda ser reconocida.

Los perfiles en el mundo de los ordenadores cumplen la misma tarea: describir las características más vitales del objeto, en un formato compactado, que los computadores entiendan, para que los programas los puedan usar en sus tareas.

Existe un número indeterminado de distintos perfiles, desde el perfil psicológico del comportamiento de un criminal, hasta el perfil del funcionamiento de un programa de ordenador. En principio, se puede hacer un perfil de todo, y por consiguiente, las características representadas en el perfil dependen de la naturaleza del objeto modelado.

En el mundo de los computadores, el objetivo de la mayor parte del *profiling*, es la parte más compleja e imprevisible de un ambiente informático: el usuario. No se hacen solamente perfiles de los seres humanos como usuarios sino también como clientes. Este tipo de *profiling* se ha incrementado mucho en los últimos años en las tiendas en línea y en las aplicaciones de gestión de las relaciones con los clientes (*Customer Relationship Management* – CRM).

Un perfil es una colección de propiedades de un objeto. Cuando se hace un perfil de un usuario en línea, estas propiedades incluyen, por ejemplo, el método de conexión utilizado, el terminal utilizado, patrones de comportamiento e intereses del usuario.

Cuando se hace el perfil de un cliente, las propiedades normalmente preferidas incluyen la edad, la residencia habitual, el nivel del salario, así como las distintas formas de contacto (e-mail, teléfonos - fijo o móvil, etc.), hábitos de compra, etc.

Para los seres humanos el nombre es seguramente una de las propiedades más importantes y también un método de identificación.

También se hacen perfiles de documentos. En este caso las propiedades más importantes suelen ser el nombre del documento, el autor, la fecha de creación y las palabras.

Por otro lado, si se habla del perfil de un producto, las características incluyen, por ejemplo, el productor, precio e información técnica del mismo.

### 3.2. Aplicaciones del Profiling

La gestión de conocimiento y contenidos se basa principalmente en el perfil de documentos. En estos sistemas todos los documentos tienen un perfil que puede ser utilizado para ordenar, filtrar, procurar documentos, y controlar versiones. La idea principal es la de encontrar los documentos adecuados en los enormes, normalmente distribuidos y muchas veces desestructurados, conjuntos de documentos.

Los perfiles de los clientes son utilizados con el mismo propósito en los *call centers* computarizados. Cuando una llamada es atendida se coloca automáticamente la información del cliente en la pantalla.

Los perfiles son comprensibles por los sistemas de información para que puedan ser utilizados en análisis complejos. Las relaciones entre los perfiles pueden ser examinadas y los perfiles pueden ser agrupados de distintas formas (*clusters*). Por ejemplo, en algunos supermercados organizan los productos sobre la base de los perfiles de compra creados a partir de los registros de venta de las cajas registradoras. Los clientes también pueden ser divididos en segmentos, basándose en su perfil de cliente, por ejemplo, para dirigir sus campañas promocionales.

También los agentes de software pueden utilizar los perfiles para automatizar tareas y ayudar los usuarios de forma pro-activa. Por ejemplo, un agente de búsqueda puede investigar redes de ficheros para encontrar aquéllos que coincidan con el perfil del usuario.

#### 3.2.1 Personalización

Personalización es el conjunto de procesos en el que un sistema provee servicios basados en la información personal de cada usuario. Los tipos de personalización se dividen en muchas categorías, de las cuales cabe destacar: reconocimiento por nombre, *customization* y adaptativa.

El reconocimiento por nombre es la forma más básica, en que el usuario es reconocido y saludado al llegar al servicio.

La *customization* es normalmente llamada “personalización de caja de opción”, porque el usuario define los parámetros de funcionamiento del servicio, seleccionando sus preferencias de una lista de cajas de opciones. Este tipo de personalización es frecuentemente usada por los sistemas de hipermedia adaptable, en los que el perfil contiene las opciones seleccionadas.

La personalización de servicios adaptativa, al que se hace referencia aquí, es la proporcionada por los sistemas de HA (ver punto 2). Hacen una personalización avanzada, seleccionando el contenido de sus presentaciones, de acuerdo con las acciones del usuario anteriormente realizadas en ese servicio. Esta información es procesada y guardada en su perfil de usuario durante la interacción del usuario con el sistema, y posteriormente analizada para adaptar la presentación. Este método de personalización es el más corriente.

La personalización realizada por los sistemas de HA permite entablar una relación de marketing “uno-a-uno” real, para un gran número de usuarios. No divide los usuarios en grupos, sino que selecciona para cada usuario separadamente la presentación, utilizando para ello tecnologías de Inteligencia Artificial (IA), como son: redes neuronales, redes *bayesianas*, lógica borrosa y razonamiento basado en casos. También se suelen emplear heurísticas basadas en el dominio de aplicación para mejorar el desempeño de los sistemas.



Un componente de personalización debe ser capaz de recomendar documentos, promover productos, aconsejar apropiadamente, etc.

La personalización es cada vez más utilizada como medio de agilizar la entrega de información al usuario, convirtiendo al sistema en más útil y atractivo, de forma que el usuario se sienta estimulado al utilizarlo. Por eso, la personalización se viene convirtiendo en un requisito esencial en los sistemas de hoy en día, y en particular en los sitios web de comercio electrónico [Buono et al., 2001].

La personalización en comercio electrónico permite ofertas de productos, ventas promocionales, publicidad, etc. dirigidas individualmente al usuario, tomando en consideración su historial de navegación, compras y otras interacciones con la tienda electrónica.

### 3.3. Creación de Perfiles

La analogía entre diseñar una silueta y crear un perfil de usuario es en este caso bastante buena: uno puede imaginar que el programa de creación de perfiles sostiene una hoja entre el ordenador y el usuario, y su tarea es la de construir el perfil del usuario a partir de la sombra en la hoja. No sabe nada de él, pero puede seguir sus acciones.

Cuando un perfil es usado para representar “cosas del mundo real”, necesita saber que “características tienen”. Éstas son dadas a través de una ontología.

Una ontología es una especificación formal explícita de cómo representar objetos, conceptos y otras entidades, que se asume que existen en una determinada área de interés, y las relaciones que se mantienen entre ellos. El perfil proyecta el modelo del mundo real, hacia el mundo definido por una ontología. Un sistema que hace *profiling*, necesita una ontología conocida y común a los perfiles del sistema, así como de métodos para crearlos.

Hay tres métodos principales para crear perfiles: el método **explícito** o manual; el método **colaborativo** (Figura 8) o de composición a partir de otros perfiles; por último, el método **implícito**, que utiliza técnicas específicas para extraer las características automáticamente.

En el método explícito o de creación manual, los datos son introducidos por el usuario escribiéndolos directamente en su perfil de usuario, respondiendo a formularios, etc.

También se puede crear y modificar un perfil a partir de la interacción colaborativa con otros perfiles, con los que se relaciona, recurriendo a conocimiento específico del dominio y heurísticas inteligentes.

En el método implícito, se extraen/crean y modifican/actualizan automáticamente los perfiles, recurriendo normalmente a técnicas de Inteligencia Artificial para realizar estas tareas.

Es importante señalar que estos métodos no son estanques, y muchas veces se utilizan simultáneamente (métodos híbridos), para producir perfiles más precisos y comprensibles.

En la Figura 8, se pueden ver ejemplos de perfiles: productos, ficheros, usuarios, comunidades (de usuarios), servicios, etc., así como, algunos tipos de datos que les sirven de entrada: características, datos de utilización, etc.

En la Figura 8, también se puede ver como los perfiles pueden servir de alimentación entre sí. De esta posible “cooperación” entre los distintos perfiles para su composición (y actualización), surge la denominación del método: *profiling* colaborativo.

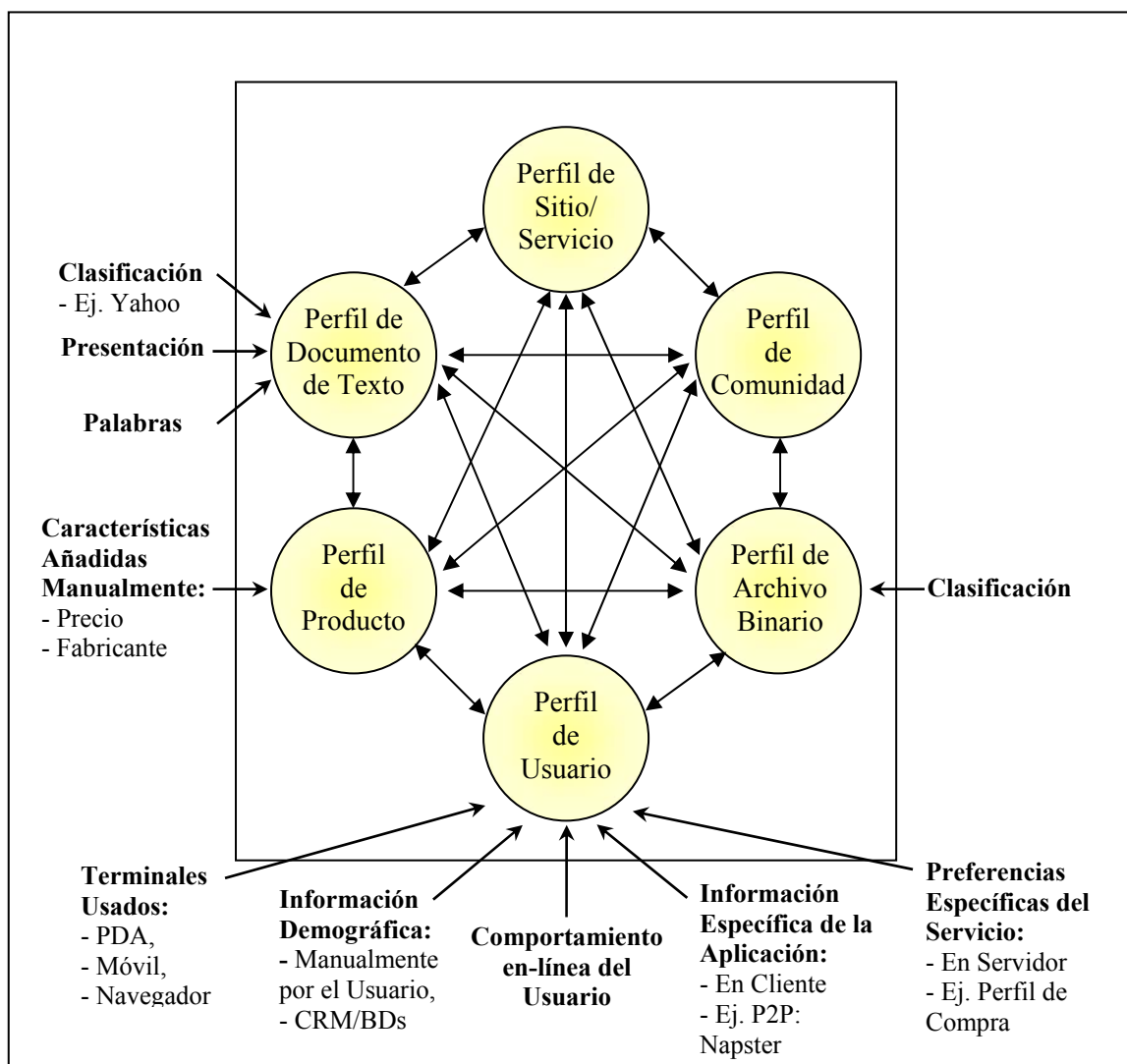


Fig. 8: *Profiling* Colaborativo: Interacciones de perfiles y sus fuentes de información [Davisor, 2002]

## 4. Perfil de Usuario

Como ya se ha mencionado, de una forma más genérica, un perfil de usuario es un modelo de usuario creado en la memoria del ordenador, que es utilizado como representante del usuario en las tareas computacionales.

El perfil de usuario es el perfil más importante y es utilizado en muchas situaciones, entre ellas la personalización de aplicaciones y servicios, en la automatización de tareas, etc.

Como se ha visto, y por definición, los sistemas de hipertexto adaptativa utilizan perfiles de usuario para tomar las decisiones de adaptación.

### 4.1. ¿Que contiene un Perfil de Usuario?

El perfil de usuario contiene información modelada sobre el usuario, representada explícita o implícitamente, y cuya explotación permite al sistema incrementar la calidad de sus adaptaciones.

En el punto 2.2 se ha visto que los datos de usuario, utilización y ambiente son modelados, para la implementación de perfiles de usuario.

Con relación al dominio, un perfil se compone de las siguientes partes: una parte **independiente del dominio**, como son el nombre, la edad, el nivel educativo, etc.; otra **dependiente del dominio**, como por ejemplo los intereses del usuario, sus conocimientos en una determinada área, etc.; y una tercera, que no cae en la estricta definición de ninguna de las dos anteriores, como son las preferencias del usuario, el ambiente, etc.

Otra forma de clasificar el perfil de usuario, es considerar su comportamiento con relación al cambio. Alguna información del perfil de usuario es **estática**, como la fecha de nacimiento, el nombre, etc.; y normalmente es introducida manualmente, de una sola vez por el usuario. Otra sin embargo es **dinámica**, como por ejemplo los intereses del usuario, que cambian y por consiguiente es aconsejable que sean determinados automáticamente.

Esto significa que para obtener un perfil más actual y preciso, es necesario acompañar las acciones del usuario de la forma más cercana posible. Por eso se recoge, procesa y guarda información de las acciones del usuario, que sirve para, entre otras cosas, determinar que perfiles de otros componentes del sistema interactúan con el perfil actual, así como para proceder a las depuraciones y actualizaciones que se tengan que realizar. También hay otro conjunto de aspectos que pueden condicionar este proceso, como son: los objetivos del *profiling* de usuario, el dominio de aplicación, etc. Esto refuerza la necesidad de emplear técnicas que automaticen de forma inteligente las tareas de creación y gestión de los perfiles de usuario.

## 4.2. Métodos de Adquisición

Los datos relacionados con los distintos modelos (usuario, utilización, ambiente), que constituyen la base para la construcción del perfil de usuario, no siempre pueden ser utilizados directamente en la adaptación, necesitando muchas veces más procesamiento para obtener el contenido inicial de los distintos modelos. En el primer punto de esta sección, se describen los métodos empleados para la adquisición explícita de elementos referentes a los datos de usuario. En el punto siguiente se abordan los métodos de construcción de información agregada referentes al comportamiento interactivo del usuario, basándose en observaciones individuales. Los resultados de estos análisis sirven frecuentemente para predecir futuros comportamientos. En el último punto de esta sección, se presentan métodos de adquisición de información del ambiente del usuario.

### 4.2.1 Adquisición de Datos de Usuario

Primero se describen métodos basados en la introducción explícita de datos por el usuario (y en muchos casos basados en el comportamiento de adquisición activo del sistema). Más adelante, se verán los métodos de adquisición pasiva: reglas de adquisición dependientes del dominio, reconocimiento del plan y objetivos, y estereotipos para la clasificación del usuario.

#### Información Explícita

Una estrategia obvia para adquirir información sobre el usuario, es dejar que el propio usuario provea los datos necesarios. Para cierto tipo de datos de usuario (por ejemplo, datos demográficos), el propio usuario es la única fuente de información posible. Los datos pueden ser proveídos por el usuario a través de cuestiones colocadas por el propio sistema (típicamente en una fase inicial de utilización del sistema). Ejemplos de la utilización de entrevistas iniciales, se describen en [Sleeman, 1985], [Rich, 1979], [Boyle y Encarnação, 1994] y [Fink et al., 1998]. La mayoría de los sitios web que proporcionan adaptación recurren a extensivas entrevistas iniciales. Estas entrevistas conducen normalmente a la asignación del usuario a un subgrupo de usuarios predefinido.

En AVANTI [Fink et al., 1998], un sistema de información turística, la entrevista inicial contiene un conjunto de cuestiones relacionadas con la familiaridad del usuario con

ordenadores, con el sistema AVANTI y sobre los intereses del usuario (localización, discapacidades, etc.).

Ya se ha alertado anteriormente de los peligros de este tipo de adquisición, dado que los usuarios tienen una cierta dificultad en auto-evaluarse, principalmente en lo que respecta a capacidades y nivel de experto. Por consiguiente, algunos sistemas presentan un conjunto muy controlado de preguntas, tests, ejercicios, etc., con el objeto de obtener una visión más objetiva del usuario. Por ejemplo, el sistema SATELIT [Akoulchina y Ganascia, 1997] coloca sistemáticamente cuestiones a los usuarios sobre conceptos de un dominio de clasificación (siguiendo un método de adquisición de conocimiento), y evalúa las respuestas para construir un modelo del nivel de experto del usuario. Los sitios web orientados al consumidor, incorporan este tipo de cuestiones en actividades de entretenimiento (juegos de adivinanzas, etc.) y ofrecen incentivos para que el usuario responda (ofertas de objetos, ofertas de productos, etc.).

Según la terminología de [Chin, 1993], todos los tipos de interrogaciones al usuario pueden ser clasificados como adquisición activa, que es controlada por el sistema interactivo. Es muy importante integrar suavemente la adquisición activa de datos en la interacción (diálogo) usuario-sistema. Las decisiones estratégicas de iniciar el proceso activo de adquisición, han sido estudiadas, por ejemplo, por [Wu, 1991].

Uno de los problemas más serios de iniciar la interacción con el usuario con entrevistas, o actividades similares, es la Paradoja del Usuario Activo [Carrol y Rosson, 1987]: los usuarios están motivados para empezar la interacción y necesitan concluir su tarea inmediata. No pierden tiempo con cuestionarios, manuales o ayudas en línea. Es una paradoja pues, ahorrarían tiempo a largo plazo, si perdieran algún tiempo inicialmente “optimizando” el sistema. En el caso de fuentes de información concurrentes, los usuarios pueden simplemente no visitar un sitio si tienen que responder primero a una entrevista. Si se lleva a cabo, la fase de adquisición debe ser por eso minimizada e idealmente sólo debe ser administrada después de que el usuario haya obtenido alguna impresión de los beneficios del sitio.

Por consiguiente, se debe dar a los usuarios, de alguna manera, la iniciativa de proveer información personal, por ejemplo, como parte de un diálogo de preferencias [Strachan et al., 2000], o en momentos arbitrarios de la interacción [Bares y Lester, 1997]. El estándar P3P de WWW [Reagle y Cranor, 1999], permitirá a los usuarios proveer, a determinados sitios certificados, cierta información frecuente automáticamente (residencia, tarjetas de crédito, etc.).

### Reglas de Adquisición

Los métodos de adquisición pasiva o implícita parecen ser menos molestos que los activos o explícitos. Por definición, los métodos pasivos no inician cualquier interacción.

Las reglas de adquisición son un medio común de generar presunciones acerca del usuario, o sea, típicamente las reglas de inferencia son ejecutadas cuando hay nueva información disponible sobre el usuario. En la mayoría de los casos, las reglas de adquisición se refieren a acciones del usuario observadas, o a una interpretación más o menos directa del comportamiento del usuario.

Las reglas de adquisición pueden ser específicas de un dominio de aplicación, o independientes del dominio. El sistema KNOME [Chin, 1989] es un ejemplo clásico de adquisición independiente del dominio. Utiliza heurísticas como “Si el usuario quiere conocer X, Entonces el usuario no conoce X.” Otro ejemplo de reglas de adquisición independientes de la aplicación es GUMAC [Kass, 1991]. Un ejemplo semejante se encuentra en BGP-MS [Kobsa y Pohl, 1995] donde se usan reglas de adquisición metidas en actos de diálogo.

Las reglas de adquisición específicas de una determinada aplicación son las más populares, una vez que son de fácil implementación. Todavía son de uso poco flexible y sus propiedades son de difícil descripción formal. Ejemplos del uso de heurísticas de adquisición específicas de

la aplicación son discutidas en [Strachan et al., 1997] y [Fink et al., 1998]. En muchos casos, las reglas o procedimientos específicos de la aplicación, son aplicadas para obtener conclusiones, a partir de las interpretaciones de reacciones del usuario al entrar en contacto con determinados ítems [Akoulchina y Ganascia, 1997], [Weber y Specht, 1997]. Un ejemplo detallado de la utilización de reglas de adquisición específicas de la aplicación se puede ver en TIMS [Strachan et al., 1997], [Strachan et al., 2000]. El modelo de usuario en TIMS consiste en tres variables que representan: el nivel de experto del usuario con relación al planeamiento financiero (dominio de la aplicación), la familiaridad con TIMS y con el sistema operativo. Cada variable puede asumir los valores: “principiante”, “intermedio” o “experto”. El sistema usa reglas y heurísticas de adquisición específicas para actualizar regularmente estas variables.

### Reconocimiento del Plan

Reconocer el plan del usuario es razonar sobre los objetivos que el usuario pueda perseguir y la secuencia de acciones (plan) que él pueda realizar para lograr esos objetivos. Un sistema de reconocimiento de planes consiste en una base de conocimiento de tareas que modela las posibles acciones del usuario y las relaciones entre ellas, así como en un mecanismo que identifica el plan actual (y sus objetivos asociados). En los primeros trabajos de reconocimiento de plan, los métodos simbólicos han dominado esta área. En la última década, se ha verificado una creciente aplicación de técnicas numéricas [Albrech et al., 1997], [Bauer, 1996] o basadas en grafos [Lesh y Etzioni, 1995]. El reconocimiento del plan obtiene especiales resultados en aplicaciones con un pequeño número de objetivos posibles y de formas de lograrlos. Por ejemplo, en centros de mensajes y sistemas de información, los usuarios tienen habitualmente objetivos específicos, como pueden ser: oír sus nuevos mensajes, obtener recibos de servicios cobrados o saber el tiempo de una determinada región, etc. Si el sistema reconoce estos objetivos (a lo largo del tiempo), puede proporcionar accesos directos a estos objetivos frecuentes. En [Lesh et al., 1999] se demuestra que el reconocimiento del plan acelera considerablemente la interacción, en una aplicación de gestor de mensajes.

### Estereotipos

La obtención de información sobre un usuario partiendo de otros es un método simple de adquisición. Se clasifican los usuarios en categorías y se hacen predicciones sobre ellos basándose en un estereotipo asociado a una categoría. Los estereotipos asumen el principio de que si un usuario pertenece a una categoría, entonces tendrá características y/o comportamientos semejantes a los miembros de esa categoría, bajo un determinado conjunto de circunstancias. Este método ha sido introducido en los sistemas de computadores por Rich con el sistema GRUNDY [Rich, 1979].

Los componentes principales de un estereotipo son: el cuerpo, que mantiene la información que es “verdadera” para los usuarios a los que se aplica ese estereotipo; y un conjunto de condiciones de activación (*triggers*) de ese estereotipo para aplicarlas al usuario (actual) que satisfaga esas condiciones.

Por consiguiente, razonar sobre la base de estereotipos, significa evaluar las reglas de activación con una cierta regularidad, y si alguna condición es satisfecha por el usuario actual, entonces se integran las presunciones correspondientes al estereotipo en el perfil de ese usuario. Las condiciones pueden referirse a datos del usuario (“si el usuario tiene interés en bebés, entonces activar el estereotipo ‘padre’”), a datos de utilización (“si el usuario compra dos libros sobre bebés entonces activar el estereotipo ‘padre’”), o datos ambientales (“si el navegador del usuario es una versión beta, entonces activar el estereotipo ‘mago de los ordenadores’”). Además de los *triggers* explícitos, se pueden utilizar otros medios para la activación de estereotipos, como redes neuronales [Ambrosini et al., 1997].

Una evolución en este campo tiene que ver con la idea de que se pueden agrupar las precondiciones de activación de los estereotipos en categorías disjuntas, conduciendo a modelos

de estereotipos más genéricos. Este “doble estereotipo” ha sido introducido por [Chin, 1989] y seguido por [Jameson, 1992]. Actualmente, los estereotipos están casi siempre basados en observaciones empíricas (datos de ventas, análisis de los datos del usuario, etc.).

Los estereotipos han sido empleados en muchos sistemas [Ambrosini et al., 1997], [Ardissono et al., 1999], [Fink et al., 1998], [Kobsa et al., 1994]. La efectividad de esta aproximación depende de la calidad de sus estereotipos: el número de diferentes estereotipos que el sistema conoce, el acierto en la atribución de los estereotipos a los distintos usuarios y la calidad de las inferencias diseñadas para cada estereotipo. Éstos, a su vez, dependen de la calidad de la información disponible sobre la población de usuarios y del nivel de detalle de la división de esa población en categorías (división basada en características relevantes para la aplicación).

En aplicaciones de gestión de relaciones con clientes (CRM), los estereotipos pueden servir para describir características típicas de clases de clientes [Ardissono y Goy, 1999], [Ardissono et al., 1999]. La existencia de datos de los clientes en bases de datos de marketing de algunas compañías puede facilitar la implementación de un conjunto de estereotipos relevantes.

#### 4.2.2 Adquisición de Datos de Utilización

En sistemas recientes, el comportamiento del usuario no sólo es observado sino que también es modelado, sirviendo como base directa para la adaptación de los sistemas. Sistemas como Flexcel [Krogsaeter et al., 1994] y Basar [Thomas y Fischer, 1996], registran las acciones del usuario para obtener información del comportamiento del usuario.

Técnicas más sofisticadas y ambiciosas son empleadas por los “agentes de interfaz” y los “agentes personales” [Maes, 1994], [Mitchel et al., 1994]. Estos sistemas son tanto más efectivos cuanto más aprenden los hábitos, intereses y preferencias del usuario [Maes, 1994].

Actualmente, los agentes de interfaz aprenden principalmente las correlaciones entre situaciones que el usuario encuentra y las acciones que realiza. Estos datos son utilizados para prever el comportamiento del usuario en futuras situaciones, para recomendar acciones al usuario y para realizar automáticamente acciones por el usuario. Por ejemplo, Maxim [Maes, 1994] recomienda acciones para gestionar correos electrónicos.

También se utilizan algoritmos de aprendizaje de máquinas para construir perfiles de usuario orientados al comportamiento del usuario. [Webb y Kuzmyez, 1996] presentan una aproximación basada en características para aprender correlaciones situación-acción, para modelar el usuario en sistemas educacionales. En [Orwant, 1995] se mezclan métodos estadísticos y de aprendizaje de máquinas para coleccionar evidencias sobre patrones de comportamiento del usuario.

Adicionalmente al aprendizaje de predicciones de acciones que el usuario puede realizar, se puede intentar predecir secuencias de acciones. La adquisición de secuencias de acciones de usuarios es una tarea que va más allá del aprendizaje de relaciones situación-acción, una vez que pequeñas secuencias de acciones pueden estar involucradas. El descubrimiento de estas secuencias puede servir para la creación de macro-operadores para el usuario, o para predecir futuras acciones, o para recomendar acciones con base en secuencias de otros usuarios, o para sustituir al usuario en determinadas acciones.

Los patrones de comportamiento aprendidos en [Orwant, 1995] incluyen esas secuencias de interacción típicas y se emplean modelos de Markov para adquirir un modelo de secuencias de utilización. La inducción basada en grafos es otro método utilizado para descubrir estos patrones, a través del procesamiento de observaciones y de conocimiento predefinido del dominio [Yoshida y Motoda, 1996]. En trabajos anteriores se ha intentado aprender reglas de gramática que expresaran regularidades de interacción [Hoppe y Plotzner, 1991]. En [Pohl, 1992] se describen unas heurísticas especiales, que son en parte motivadas por resultados de

psicología, para descubrir candidatos a secuencias en *logs* de servidores. En trabajos más recientes, se han empleado varios métodos estadísticos para predecir secuencias de acciones [Davison y Hirsh, 1998].

### 4.2.3 Adquisición de Datos del Ambiente

En esta parte se estudian los métodos específicos para la adquisición de datos del ambiente del usuario (software, hardware y localización). Un problema clave en este campo, es identificar al usuario individual que está utilizando el equipamiento identificado. En algunos contextos (por ejemplo, escritorio) es razonable asumir que sólo hay un usuario por máquina. En estos casos, los datos de ambiente pueden ser guardados junto con los datos de usuario. En otro tipo de ambientes (por ejemplo quioscos electrónicos) típicamente multi-usuario, los datos de ambiente deben ser representados separadamente de los datos de usuario.

#### Ambiente Software

Muchos sitios web tienen las restricciones de los navegadores en consideración. Información sobre el cliente web puede ser adquirida de los pedidos (protocolo HTTP - cada pedido tiene asociado un conjunto de variables con información: tipo de navegador, sistema operativo, lengua soportada, etc.) recibidos por el servidor. Todavía hay que tener algún cuidado una vez que el cliente puede hacer trampa y entregar información falsa.

#### Ambiente Hardware

Las restricciones de hardware son difíciles de detectar. Algunos aspectos pueden ser adivinados a través del navegador utilizado (por ejemplo, los móviles más pequeños necesitan un software especial para navegar en la web). Otras características de hardware son mucho más difíciles de determinar, tal como la anchura de banda o la velocidad del procesador. En particular, la anchura de banda disponible (que depende de todo el camino recorrido en la web desde el servidor hasta la máquina cliente), es un valor que puede cambiar mucho y muy rápidamente.

Sistemas como Hyperspace Agent [Fuller y de Graaff, 1996], AVANTI [Fink et al., 1998], TELLIM [Joerding et al., 1998] y AWCD [Chen et al., 2000], hacen predicciones del tiempo de bajada de objetos hipermedia a través de cálculos con el tamaño de los objetos y la realimentación de la red (objetos insertados en los pedidos HTTP de páginas). Estas predicciones pueden ser un factor determinante en la composición de la página (por ejemplo, sustituyendo imágenes y vídeos de alta resolución por otros objetos equivalentes que consuman menos banda).

#### Localización

Puede adquirirse información de localización de muchas y distintas maneras. Aquí sólo se dará una pequeña lista de posibilidades.

Para los dispositivos de red estacionarios, la información relativa a su localización con relación a otros objetos, es guardada típicamente en bases de datos (ejemplo, la localización de una impresora en una habitación). El desarrollo de estándares e interfaces (Jini, XML) facilitarán la obtención de este tipo de información directamente de los dispositivos.

Los dispositivos móviles pueden proveer información de localización de forma pasiva o activa, empleando tanto tecnología dedicada (por ejemplo, sensores de infrarrojos o transmisores en ambiente cerrados), como tecnología general (por ejemplo, GPS).

Para determinar la posición del usuario hay hoy en día un conjunto de tecnologías disponibles: campos electromagnéticos (GPS, DGPS, DECT, *BlueTooth*, radio, chips, etc.), ultrasonidos, reconocimiento óptico (láser, cámaras digitales con reconocimiento de patrones), infrarrojos (IrDa, RCF, láser, códigos de barras, etc.), y dispositivos detectores de fuerza, aceleración o movimientos de partes del cuerpo, para determinar la orientación del usuario y la

posición de partes del cuerpo. Habitualmente, se combinan varios de estos métodos para obtener mejores resultados (dependiendo del tipo de eficacia necesaria).

### **4.3. Representación del Perfil de Usuario e Inferencias Secundarias**

Una vez adquiridos los modelos de usuario, utilización y ambiente, estos necesitan una representación (perfil de usuario), para ser usados por otros componentes del sistema.

Algunos sistemas de HA usan estructuras muy simples para representar sus modelos. La mayoría de éstos, usan pares característica-valor como “CRYPTOCOCCUS SABE” [Sleeman, 1985], que expresa la presunción del sistema de que el usuario sabe el concepto “cryptococcus”. Otros sistemas de HA, muy pocos, pueden adaptar el contenido de sus presentaciones directamente de los resultados obtenidos de la adquisición de datos (usuario, utilización y ambiente), sin necesidad de pasos intermedios.

Sin embargo, la gran mayoría de los sistemas de HA tienen enormes necesidades de representación de los modelos adquiridos, así como de emplear inferencias (basadas en conocimiento del dominio y de otros usuarios) para refinar los resultados obtenidos inicialmente. Estas inferencias son llamadas de secundarias, una vez que trabajan directamente sobre los contenidos de los modelos adquiridos. Al ser así, los métodos de representación de los modelos y de inferencias secundarias están muy relacionados.

En esta sección se abordan los métodos de representación más comunes y las técnicas de inferencia secundaria asociadas. Desde el punto de vista epistemológico se pueden distinguir distintos tipos de raciocinio: deductivo (de lo general a lo particular), inductivo (de lo particular a lo general) y el analógico (de casos anteriores similares al caso actual).

También se emplea, principalmente en el área de reconocimiento de planes, el raciocinio abductivo (de las consecuencias a las premisas), pero no se discutirá aquí.

#### **4.3.1 Racocinio Deductivo**

##### **Representación y Inferencia Lógica**

El uso de métodos basados en lógica ha sido analizado en detalle en [Pohl, 1998]. Por ejemplo, el sistema de hipertexto adaptativo KN-AHS [Kobsa y Pohl, 1995] mantiene premisas sobre las creencias del usuario (su familiaridad con conceptos técnicos). Las representa usando un formalismo de conceptos, que asocia cada enlace de texto a un concepto. La premisa de que el usuario sabe el concepto X es representada a través de la inserción de una representación de ese concepto en la base de conocimiento del sistema. Una vez añadido el concepto en el perfil del usuario, la premisa puede desencadenar un raciocinio de meta-nivel, basado en relaciones entre conceptos (representados como conocimiento del dominio).

Los formalismos conceptuales (por ejemplo, grafos de conceptos) pueden servir para representar el conocimiento del sistema sobre el dominio (ontología), así como el conocimiento del usuario sobre ese dominio. Otros formalismos basados en la lógica, como el cálculo de proposiciones, o la lógica modal, han sido empleados en el *profiling* de usuarios. Las mayores limitaciones de este tipo de métodos son su inhabilidad para gestionar la incertidumbre y las alteraciones constantes del perfil de usuario.

Una salida posible para esta situación puede ser recurrir a métodos basados en lógica no-estándar. Las lógicas no monotónicas, se emplean en las revisiones y actualizaciones de las bases de conocimiento representadas con lógica formal. Una de las técnicas más conocidas en este campo es la “manutención de verdad” [Brajnik y Tasso, 1994], [Ikeda y Mizoguchi, 1994], [Paiva y Self, 1995].



## Representación y Raciocinio con Incertidumbre

Con el objetivo de gestionar la incertidumbre asociada a la tarea de construir perfiles de usuario, muchos sistemas, usan métodos numéricos para evaluar el contenido de los perfiles de usuario basándose en valores de evidencia [Jameson, 1996]. Un ejemplo, es HYDRIVE [Mislevy y Gitomer, 1996] que modela un estudiante en la resolución de problemas de hidráulica en aviones. HYDRIVE emplea redes neuronales Bayesianas (BN). La distribución de probabilidad de los nodos es usada para representar variables como “conocimiento de electrónica” o “conocimiento estratégico”, que están organizados en distintos niveles de abstracción. En un nivel más concreto los nodos representan “acciones interpretadas”. Estos nodos guardan la probabilidad de que una secuencia de actividades del usuario pertenezca a una de las categorías de acciones predefinidas. El proceso de adquisición funciona de la siguiente forma: se crea un nodo en la red para cada nueva entrada del perfil de usuario, y coloca la probabilidad de la categoría de la acción observada a 1. Las inferencias secundarias son obtenidas por propagación de las probabilidades en la red, desde los nodos de “acciones interpretadas” hasta los nodos de nivel de abstracción superior, como “conocimiento estratégico”. O sea, las inferencias son determinadas por un conocimiento predefinido del dominio, representado en la estructura de la BN y en las probabilidades condicionales de los enlaces entre nodos.

Recientemente, las BN han pasado a ser uno de los métodos más populares en la representación de la incertidumbre, en distintos dominios. Otros ejemplos son: el sistema de análisis de datos EPIAIM [De Rosis et al., 1992], el sistema de diálogo de lenguaje natural [Jameson et al., 1995] y el asistente de Office [Horvitz, 1997], [Horvitz et al., 1998].

Otras técnicas basadas en evidencias, usadas para representar perfiles de usuario probabilísticos son: los parámetros lineales, la lógica borrosa y la teoría Dempster-Shafer [Bauer, 1996]. Los parámetros lineales son empleados usualmente con pares característica–valor y los parámetros sirven para definir el grado de incertidumbre de esa asunción.

La lógica borrosa ofrece medios de representar conceptos vagos. Algunos de los argumentos de soporte de esta forma de representación son: los usuarios razonan en términos de conceptos vagos cuando se confrontan con incertidumbre, y la información que los usuarios puedan dar de sí mismo es vaga. Un ejemplo de un sistema basado en lógica borrosa es el asistente de ventas de [Popp y Lodel, 1996], que recomienda los productos más ajustados al usuario (de catálogos electrónicos de productos).

### 4.3.2 Raciocinio Inductivo: Aprendizaje

El raciocinio inductivo sobre el usuario requiere la monitorización de la interacción del usuario con el sistema-aplicación, y el diseño de conclusiones generales basadas en series de observaciones. Este tipo de raciocinio es muchas veces llamado de “aprender sobre el usuario”. En principio los algoritmos de aprendizaje pueden ser usados para inferir cualquier tipo de presunción sobre el usuario. Principalmente en la gestión de la relación con el cliente, los perfiles de usuario construidos son mayoritariamente dedicados a los intereses implícitos o explícitos del usuario. Los intereses representan afinidades del usuario con objetos, basadas a su vez en el interés del usuario en alguna característica específica de ese objeto. Este tipo de perfil permite la recomendación personalizada de objetos u otro tipo de filtrado. El filtrado (recomendación) es normalmente llamado de “filtrado basado en características”, porque se basa en descripciones de las características de los objetos de posible interés del usuario. Los sistemas intentan descubrir las preferencias del usuario por determinadas características de los objetos y basándose en éstas (que constan del perfil de usuario) clasifican los objetos como de mayor o menor interés.

Hay distintas técnicas de adquisición de los perfiles de interés. Uno de los primeros sistemas para filtrar noticias de Internet [Jennings y Higuchi, 1993] utilizaba una red neuronal para construir un perfil de intereses del usuario. En el período de entrenamiento el usuario

clasificaba noticias como interesantes o no. Después las noticias eran clasificadas por activación de los nodos de la red coincidentes con características de las noticias. Al final se medía la activación de la red y la noticia era clasificada como de interés si la activación de la red excedía un valor umbral.

En Syskill and Webert [Pazzani y Billsus, 1997] se emplearon técnicas de aprendizaje de máquinas para adquirir el perfil de interés del usuario, con base en clasificaciones explícitas de documentos (datos de utilización).

En muchos otros sistemas que usan aprendizaje inductivo, el perfil de interés del usuario, se refiere a información contenida por los documentos, donde las características son palabras consideradas más o menos interesantes para el usuario. Otros ejemplos de sistemas adaptativos de recomendación/filtrado de información basados en el interés del usuario son Fab [Balabanovic, 1997] y Letizia [Lieberman, 1995]. Para describir los intereses del usuario en documentos de texto, también se pueden utilizar las aproximaciones clásicas de los sistemas de devolución de información [Balabanovic, 1997]. Tanto los documentos como los perfiles de usuario pueden ser descritos recurriendo a un modelo de vector-espacio. Estos vectores son relativos a algún vector-diccionario, con un conjunto de entradas y un peso específico para cada palabra del diccionario. En un vector-documento el peso representa la importancia de la palabra para el documento; en un vector-perfil el peso expresa la importancia de la palabra para el usuario. Desde un punto de vista práctico, el producto del vector-documento por el perfil-documento determina la relevancia del documento para el usuario. El usuario debe clasificar documentos para realimentar el sistema y para que éste actualice el vector-perfil.

Como se puede constatar, existen muchos ejemplos de aprendizaje inductivo en sistemas de HA. Otro ejemplo es [Joerding, 1999], que emplea el algoritmo CDL4 [Shen, 1996] para aprender el interés del usuario en características de productos, una vez que el CDL4 puede procesar conjuntos de características-valores.

### 4.3.3 Raciocinio Analógico

En este apartado se describen dos aproximaciones de *profiling* de usuario relacionadas con el hecho de que los sistemas de la Web tienen un gran número de usuarios. Estas aproximaciones utilizan raciocinio por analogía basado en el reconocimiento de semejanzas entre usuarios. Primeramente, se aborda el método de “filtrado basado en el clic” (el perfil de un usuario se basa en los perfiles de otros usuarios semejantes), y después se discute el *clustering* de perfiles de usuario para constituir perfiles de grupos de usuarios.

#### Filtraje Basado en Clic

Como se ha presentado anteriormente, hay muchos sistemas que adquieren un modelo de los intereses del usuario a través del análisis de características de los objetos por los que el usuario ha demostrado interés (típicamente las características son palabras representativas del contenido de los objetos – “filtrado basado en características”). Todavía, esta aproximación tiene algunos problemas: el contenido de los objetos puede no ser fácil de analizar por los ordenadores (objetos multimedia, etc.); el contenido puede no ser el único aspecto de interés por parte del usuario (por ejemplo, una página que tarde mucho en bajar puede perder el interés del usuario); el contenido puede ser difícil de expresar en forma de vectores de características (por ejemplo, libros y películas); y, finalmente, puede que los intereses del usuario no se basen en características de los objetos. Las aproximaciones basadas en las características también requieren la disponibilidad de un cierto número mínimo de ejemplos de objetos clasificados por el usuario, que después necesitan ser analizados para descubrir regularidades entre esos objetos.

Estos problemas son más o menos superados por los sistemas que, para un determinado usuario, intentan encontrar otros usuarios que demuestren un comportamiento interactivo semejante. Estos sistemas se adaptan al usuario basándose en el comportamiento de los “vecinos

en intereses”. El conjunto de usuarios semejantes constituye un perfil implícito del usuario individual. Siguiendo [Alspector et al., 1997] se denomina a esta aproximación de “filtrado basado en clic”.

Por ejemplo, el sistema GroupLens [Konstan et al., 1997] computa las correlaciones entre lectores de grupos de noticias de Usenet a través de sus clasificaciones de nuevos artículos. Las clasificaciones son usadas para encontrar usuarios con clasificaciones semejantes y éstas son utilizadas para predecir el interés del usuario en nuevos artículos. También en SiteSeer [Rucker y Polano, 1997] construyen comunidades virtuales de usuarios basadas en sus directorios de marcadores de páginas (*bookmarks*). Para un determinado usuario, lo que se intenta hacer es encontrar “usuarios que recomienden”, o sea, otros usuarios que tengan directorios de marcadores (en la jerarquía de directorios) que “incluyan” el directorio del usuario actual. El grado de inclusión determina el grado de calidad de la recomendación.

En general, el proceso de recomendación en el “filtrado basado en clic” tiene tres pasos:

- Encontrar vecinos semejantes: se utilizan medidas estándar para calcular las distancias entre la representación del usuario actual y las representaciones del conjunto de vecinos.
- Seleccionar comparativamente un grupo de vecinos: una vez calculada la distancia para los restantes usuarios, se seleccionan los más próximos.
- Computar predicciones de “elementos” a recomendar basadas en los “elementos” que constan en los perfiles de intereses, preferencias, etc., de los vecinos seleccionados: normalmente se utilizan criterios estadísticos para evaluar las predicciones candidatas.

En [Breese et al., 1998] se compara un número de posibles algoritmos de “filtraje basados en clic”. De una forma general, el rendimiento de estos métodos es difícil de cuantificar y muy dependiente de la distribución de las clasificaciones en la población de usuarios.

Un problema clave es la dispersión en la matriz de usuarios y objetos clasificados, a no ser que haya un gran espacio común (como en el caso de películas muy famosas). Debido a esta dispersión, puede que haya una fuerte correlación entre las clasificaciones de dos usuarios con muy pocas clasificaciones en común y, por consiguiente, el poder de las predicciones de clasificación con relación a nuevos ítems es bajo.

El “filtrado basado en clic” tiene cada vez más aplicación en sistemas de gestión de la relación con clientes (CRM – *Customer Relationship Management*).

Algunos ejemplos de sitios que emplean esta técnica, muchas veces combinada con el “filtrado basado en características” (híbridos), son: Amazon.com, Musicmaker.com, Bol.com, LetsEatOut.com, etc.

### Clustering de Perfiles de Usuario

Como se ha visto, el usuario puede ser caracterizado por un conjunto de perfiles de otros usuarios. Se construye, por consiguiente, un perfil de usuario no explícito.

Además, cuando se emplean perfiles de usuario explícitos, también hay la posibilidad de explorar las similitudes entre usuarios como hemos visto en el raciocinio de estereotipos.

El sistema Doppelganger [Orwant, 1995] construye perfiles de usuario explícitos recurriendo a métodos estadísticos y de aprendizaje de máquinas. El sistema guarda los perfiles de los distintos usuarios, les aplica un algoritmo de *clustering* para descubrir usuarios semejantes y con ellos forma perfiles de grupos de usuarios. Después el proceso sigue de forma similar a lo aplicado por los métodos de estereotipos, sólo que en vez de usar los perfiles individuales de los otros usuarios, utiliza los perfiles de grupos (constituidos por esos usuarios). [Orwant, 1995] se refiere a un perfil de grupo como un perfil de comunidad.

Más recientemente, [Paliouras et al., 1999] explora una aproximación híbrida en el raciocinio con semejanzas entre usuarios. Utiliza técnicas de aprendizaje para determinar tanto el contenido de los estereotipos, como para construir comunidades de los perfiles de intereses de los usuarios.

#### 4.4. Realimentación del Usuario

El refinado/actualización del perfil de usuario es una secuencia de inferencias basadas en varias observaciones de las interacciones del usuario, comúnmente llamadas de *feedback* o realimentación [Rijsbergen, 1979]. De una forma general, la realimentación del usuario puede ser dividida en dos tipos: implícita y explícita.

La **realimentación implícita** es difícil de detectar y difícil de interpretar. El comportamiento del usuario es seguido automáticamente por el sistema y es transparente para el usuario. Normalmente los usuarios se registran en el sistema y los datos de la actividad del usuario son guardados en un fichero de *log*.

Los sistemas tienen la necesidad de detectar distintos aspectos del usuario, como sea su condición cognitiva. Recientemente, se viene utilizando cada vez más, datos sensoriales de los usuarios humanos: datos psicológicos, seguimiento de la mirada, GPS, etc. El mayor problema es interpretar estos datos.

En el dominio de los sistemas de información basados en la Web, se pueden interpretar distintos datos como realimentación implícita: seguir un enlace, el tiempo gastado en una página, *scrolling*, imprimir, marcar páginas como favoritas, etc. El problema es que este tipo de datos comparte una desventaja en común: son extremadamente vagos. Por ejemplo, un usuario sigue un enlace con un nombre, pensando que le lleva a una página de interés y en la realidad puede no serlo; el tiempo invertido en una página puede no ser realista, pues el usuario se puede haber distraído; el imprimir y el marcar una página como favorita puede ser resultado de una situación de estrés en la que el usuario no ha tenido tiempo de ver la página con detalle y la imprime o la marca para evaluarla más tarde.

Otro tipo de datos considerado como realimentación implícita son los datos del histórico de la actividad de un usuario en un sistema. Es una fuente muy rica de información sobre el usuario y que exige que el usuario sea reconocido por el sistema.

La **realimentación explícita** se obtiene preguntando directamente al usuario. Normalmente se solicita al usuario que rellene un formulario/cuestionario, o que haga un juicio de valor con relación a algo. Este tipo de tareas presenta un conjunto de desventajas: primero, el usuario puede que no tenga ganas de rellenar un formulario o responder a solicitudes de otro orden; segundo, la información que el usuario da de sí mismo al sistema es poco fiable. Esto de nuevo por tres razones: primero porque el usuario normalmente pretende dejar buena impresión de sí mismo, dando información que no es adecuada a sus intereses, necesidades, capacidades, etc. reales; segundo, muchos usuarios simulan su interés en dar su realimentación y responden a las solicitudes de forma casi o totalmente aleatoria; tercero, existe el problema del usuario que no entiende lo que se le solicita, como por ejemplo, clasificar su nivel de conocimiento en una determinada área como novato, intermedio o experto, una vez que la percepción de cada uno de estos conceptos puede variar de usuario a usuario. En este punto reside uno de los grandes problemas, una vez que el usuario y el sistema pueden tener modelos distintos del dominio y a su vez tener modelos distintos uno del otro.

Otro tipo de problemas tiene que ver con la naturaleza de la realimentación. Es un hecho bien conocido que el usuario sólo da una realimentación positiva en muy pocas situaciones, o sea, por una buena razón. Por otro lado, si, por ejemplo, encontró algo que verdaderamente le interesaba, normalmente deja de tener interés en dar su opinión. En el caso de la realimentación negativa, la situación es aún peor, una vez que, el usuario tiene alguna repulsa en dar su opinión

sobre una cosa que no le interesa. De todo esto derivan algunos problemas para la construcción y gestión de perfiles de usuario, una vez que estos tienen que ser inferidos de pequeñas cantidades de información y en cortos espacios de tiempo.

## 5. Técnicas de IA de Soporte a Perfiles de Usuario

La mayoría de los sistemas actuales de Hipermedia Adaptativa se basan en tecnologías de Inteligencia Artificial (IA). Todavía, el espectro de las tecnologías de IA utilizadas es muy limitado, e incluye mayoritariamente a las tecnologías de IA más tradicionales. Más recientemente se vienen incorporando tecnologías de IA como grafos de conceptos [Akoulchina y Ganascia, 1997], aprendizaje de máquinas [Webb et al., 2001], modelos estadísticos [Zukerman y Albrecht, 2001], generación de lenguaje natural y comprensión [Zukerman y Litman, 2001].

Otra vertiente de investigación es la relacionada con tecnologías de IA “no simbólica”, como el razonamiento basado en casos, aprendizaje de máquinas, modelos bayesianos, redes neuronales, etc. Estas tecnologías pueden extender complementariamente las tecnologías de IA tradicionales “simbólicas”, que intentan deducir información sobre el usuario de sus acciones, pero que han llegado a un punto en que difícilmente progresarán. Las aproximaciones “no simbólicas”, pueden permitir extraer algún conocimiento adicional del usuario y del dominio, razonando y aprendiendo de la interacción con el usuario. Algunos ejemplos de aplicación de métodos “no simbólicos” en sistemas de hipermedia adaptativa son: [Encarnação y Stoev, 1999], [Gilbert y Han, 1999], [Kayama y Okamoto, 1998], [Marinilli et al., 1999], [Micarelli y Sciarrone, 1996].

A lo largo de este trabajo, se ha resaltado la importancia de conocer al usuario y de la adquisición de este conocimiento de forma automática y inteligente. En este contexto, los procesos de creación de perfiles de usuario como los de actualización/refinamiento de éstos, son vitales como soporte de este conocimiento. Así, recurrir a técnicas de IA para realizar las tareas de *profiling* de usuario, parece ser una decisión más que lógica, indispensable. Otras razones importantes, ya antes referidas, que refuerzan esta idea son: la necesidad de extraer e inferir conocimiento sobre el usuario de forma automática, de forma que se minimicen las desventajas de la retroalimentación explícita.

Por otro lado (quizás la razón más importante), es que el usuario es una entidad dinámica que cambia constantemente. Por esta razón, los sistemas están obligados a un acompañamiento constante del usuario, de forma que se mantenga actualizado su perfil y de esta forma la calidad de las adaptaciones del sistema.

### 5.1. Agentes Software

La tecnología de agentes viene produciendo un gran impacto en la Ciencia de la Computación, a lo largo de los últimos años. De tal forma que son ya considerados como un elemento importante y necesario del presente y del futuro de la “sociedad de la información”. Se han creado agentes para realizar de forma automática distintas tareas en Internet, tales como búsquedas, filtro, resumen y presentación de información. Otros han sido creados para pro-activamente recomendar información, haciendo el filtro con la colaboración del usuario o también introduciendo usuarios que compartieran intereses similares. Casi todos o todos estos agentes, se basan en algún género de conocimiento del usuario. La inclusión de información del usuario es un área cada vez más importante en la área de los agentes de software y en Internet de una forma general, como lo demuestra la propuesta de “estándar de perfil abierto” [Hensley et al., 1997].

Según [Akoulchina y Ganascia, 1997] los agentes se distinguen del software convencional en los siguientes aspectos: **autónomo** – puede deducir el estado de su ambiente y actuar de

forma independiente en el sentido de lograr sus objetivos; **adaptativo** – es capaz de aprender de y adaptarse a situaciones; **no-restrictivo** – no imponen un comportamiento a otras entidades, como por ejemplo al usuario de un sistema.

La creación de perfiles de usuario recurriendo a la tecnología de agentes se centra esencialmente en tareas de gestión de información: agentes de búsqueda, asistentes de navegación y agentes de recomendación. Recientemente, el área de Comercio Electrónico se ha convertido en una de las más importantes áreas de aplicación de la tecnología de agentes, donde viene asumiendo distintos papeles en tareas complejas, como es la de adaptación al usuario. Estos agentes son capaces de aprender el perfil del usuario de forma automática, recurriendo a técnicas de inteligencia artificial, y muchas veces combinándolas (híbridos), como se verá más adelante.

Se puede citar como ejemplo al agente Apt Decision [Shearin y Lieberman, 2000] que presentan. Este agente aprende las preferencias del usuario en el dominio del alquiler de pisos. A través de la observación de las críticas que el usuario hace a esos mismos pisos (que le van siendo presentados), éste hace un conjunto de inferencias que sirven de base para la construcción del perfil del usuario. Inicialmente, el usuario define un número mínimo de criterios (habitaciones, precio y localización), que sirven para dar inicio a la interacción con el usuario, presentándole un conjunto inicial de pisos y sus características (exposición del conocimiento que la aplicación tiene del dominio). El usuario provee su opinión acerca de los pisos y de sus características individuales. Cada característica de un piso tiene un determinado peso asociado, conforme el modelo del dominio. Esos pesos son actualizados para cada usuario individualmente siempre que éste coloque esa característica en su perfil de usuario. El perfil es constituido por 12 *slots*, de los cuales 6 son para características que el usuario considera positivas y otros 6 para características negativas; y cada uno a su vez, tiene un peso asociado (del más importante al menos importante). El usuario selecciona las características de los pisos que prefiere de una lista de características, lo que permite la actualización manual de su perfil. La actualización también se puede realizar de forma automática. En este caso, se le solicita al usuario que vaya eligiendo sucesivamente pisos-prototipos, de dos en dos. De este proceso (“expansión del perfil”) son inferidas automáticamente algunas de las preferencias del usuario, actualizándose su perfil. En todo este proceso el agente va guardando un histórico de la actividad del usuario y realiza un análisis (heurística) para recomendar mejor pisos basándose en las preferencias del usuario: los pisos escogidos y su orden; las características escogidas, su orden y qué peso tienen para el usuario; y como esas características afectan el espacio de búsqueda. El usuario puede almacenar su perfil y utilizarlo en futuras búsquedas.

También [Kalles et al., 2001] presentan un portal que adopta algunas de las ideas claves del diseño de aplicaciones web inteligentes, relacionadas con la adaptación al usuario (más concretamente a sus preferencias e intereses), y cuyo objetivo principal es el de mejorar la experiencia iterativa del usuario. Este portal combina distintos conceptos de diferentes áreas de investigación: algoritmos de aprendizaje de máquinas y estadística (análisis con algoritmos *Naive Bayes*, perfiles de usuario); interfaces amigables (navegación fácil, entorno parametrizable); eficiencia en la manipulación de los datos (caché de datos, algoritmos incrementales, autenticación); y emplea un agente visual que apoya el usuario en todas sus tareas en la aplicación (empleando motores de inferencia y reglas con condiciones de activación para determinar el contenido de los comentarios de ayuda). La idea base de este portal es la de crear una comunidad virtual, la cual introduce los contenidos (objetos: texto, video, audio) por temas (por ejemplo: chistes) y los vota individualmente. Los objetos tienen un título, un contenido y un conjunto de reglas de activación, que permiten la utilización de un conjunto de técnicas de tratamiento (minería de datos, filtros, etc.). En términos generales, el sistema tiene dos formas de recomendar objetos: una basada en el perfil de usuario (constituido a partir de los patrones de votaciones anteriores), y otra basada en el análisis del contenido de los objetos. En la primera, se determinan los K vecinos más próximos del perfil del usuario (medida calculada

por la diferencia de los votos atribuidos a los objetos votados por el usuario y el vecino analizado); se recomiendan los objetos considerados interesantes (votación elevada) por los vecinos más próximos. La segunda, procede a un análisis de las votaciones anteriores y del contenido de los objetos votados: estos datos sirven de conjunto de entrenamiento a un algoritmo *Naive Bayes* que determina tanto la probabilidad de que los documentos aún no votados sean de interés (para el usuario actual), como la similitud entre objetos.

## 5.2. Aprendizaje de Máquinas

En aprendizaje de máquinas (AM) se trabaja con sistemas de IA que mejoran su desempeño con la experiencia. Por observación de ejemplos de un conjunto de muestra, el algoritmo de aprendizaje intenta inducir hipótesis que aproximen una ley general desconocida, que explique la naturaleza de todos los objetos del dominio (tanto los observados como los no observados). Esta inferencia inductiva es soportada por un conjunto de conocimientos subyacente. En cuanto las hipótesis y respectivas predicciones no estén de acuerdo con las observaciones, éstas tienen que ser refinadas.

En el *profiling* de usuario (PU), se necesita construir sistemas de IA que se comporten de forma distinta para distintos usuarios, y que el propio sistema aprenda a adaptarse a distintos usuarios basándose en perfiles de usuario individuales.

Tanto AM como PU, vienen siendo tópicos punteros desde los comienzos de la IA, una vez que ambos intentan que el computador sea más inteligente, y un sistema más adaptado al usuario y al problema.

Por otro lado los métodos de AM intentan extraer conocimiento de grandes conjuntos de datos y el PU intenta extraer conocimiento sobre el usuario de conjuntos de datos residentes en sistemas de información.

Otra similitud importante entre las dos áreas, son los procesos de construcción y refinamiento que son llevados a cabo para mejorar el desempeño del sistema. En el caso de AM se construyen/refinan hipótesis, y en el PU se construyen/refinan perfiles de usuario.

Este paralelismo entre las tareas base de las dos áreas, lleva a concluir que esta técnica es bastante adecuada a la necesidad del PU en automatizar el aprendizaje sobre el usuario, y de esta forma permitir al sistema una mejor adaptación a sus necesidades individuales.

### 5.2.1 Clasificador Bayesiano

El clasificador Bayesiano [Duda y Hart, 1973] es un método probabilístico de clasificación, que puede ser usado para determinar la probabilidad de que un elemento  $j$  pertenezca a una clase  $C_i$  (una vez dados los valores  $[V_{1j}, \dots, V_{nj}]$  de los atributos  $[A_1, \dots, A_n]$  del elemento  $j$ ):

$$P(C_i | A_1=V_{1j} \& \dots \& A_n=V_{nj})$$

Si los valores de los atributos son independientes, esta probabilidad es proporcional a:

$$P(C_i) \prod_{k=1..n} P(A_k = V_{kj} | C_i)$$

Tanto  $P(A_k = V_{kj} | C_i)$  – probabilidad del atributo  $A_k = V_{kj}$  pertenecer a elementos de la clase  $C_i$  – como  $P(C_i)$  – probabilidad de cualquier elemento pertenecer a la clase  $C_i$  – son estimados a partir de datos de entrenamiento.

Para determinar la clase más probable de un elemento, se computa la probabilidad de cada clase y el elemento es atribuido a la clase que tenga mayor probabilidad.

En Syskill & Webert [Pazzani y Billsus, 1997] se presenta un algoritmo de aprendizaje-máquina supervisado, basado en un clasificador Bayesiano, que gradualmente aprende y hace la revisión de los perfiles de usuario. El algoritmo “aprende” un perfil probabilístico con las preferencias del usuario, separadas por tópico.

Este tipo de algoritmos requiere un conjunto de ejemplos positivos y otro conjunto de ejemplos negativos. Inicialmente el usuario clasifica páginas (“caliente”/“fría”), que prefiere sobre un determinado tópico.

Después el algoritmo busca esos ejemplos (positivos y negativos) clasificando las palabras que aparecen en las páginas “calientes” y “frías”, buscando palabras frecuentes en las páginas “calientes” pero poco frecuentes en las páginas “frías”. Para obtener el conjunto de  $k$  palabras más informativas se usa el  $E(\mathbf{W}, \mathbf{S})$  [Quinlan, 1986], y se construye un vector para cada página, con un índice para cada una de las  $k$  palabras (0 si la palabra no está en la página y 1 si está). De estos elementos se construye un perfil del usuario que va a contener la probabilidad a priori de una página ser “caliente” o “fría”, y para cada atributo estima la probabilidad condicional de que la página contenga (y no contenga) una palabra sabiendo que la página es “caliente” (y “fría”).

O sea el perfil contiene una tabla para la  $P(\text{palabra } i, \text{ clase } j)$ :

$P(\text{palabra } i \text{ presente} \mid \text{“caliente”}), P(\text{palabra } i \text{ no presente} \mid \text{“caliente”}),$

$P(\text{palabra } i \text{ presente} \mid \text{“fría”}), P(\text{palabra } i \text{ no presente} \mid \text{“fría”}).$

A partir del perfil de usuario, el algoritmo es capaz de recomendar y clasificar páginas que el usuario aún no haya visto. El proceso de revisión del perfil de usuario se basa en la actualización de la tabla de probabilidades utilizando la técnica *Conjugate Priors* de la teoría probabilística de Bayes, en consonancia con la realimentación del usuario.

### 5.2.2 Modelos Estadísticos/Probabilísticos

[Chan, 1999] presenta una forma de construir perfiles de usuario, que reflejen sus intereses, sin necesitar su intervención (sin invasión), simplemente observando el comportamiento del usuario. El perfil de usuario está constituido esencialmente por dos partes: el estimador de interés en páginas (PIE) y el grafo de accesos a la web (WAG).

El PIE clasifica las páginas por contenido, mediante el análisis estadístico del comportamiento de acceso del usuario y el WAG se va encargar de mantener en su grafo los conjuntos de palabras que ocurren conjuntamente (n-gramas o frases), en esas páginas de interés y que sirven para describir ese interés. El análisis estadístico se basa en la recogida de datos del comportamiento del usuario de cuatro fuentes principales: el histórico, los marcadores de página, el contenido de la página y los registros de acceso (*logs*). Partiendo de estas fuentes y un conjunto de presunciones probadas empíricamente, elaboraron un conjunto de métricas estadísticas para evaluar el interés de una página para un usuario. Básicamente las presunciones son: 1) los URLs más visitados y más recientemente visitados son los de mayor interés, 2) las páginas que se encuentran marcadas tienen un gran interés, 3) las páginas que tienen enlaces y la mayoría de esos enlaces son seguidos eso indica que esa página es de interés, 4) cuanto más tiempo pase un usuario en una página más interés tendrá esa página, y cuanto más rápido sea el cambio de página menos interés tendrá esa página. En este último punto se consideraron algunos detalles: un rápido cambio de página puede ser resultante de que la página pese a ser de interés, sólo está constituida por un conjunto de enlaces; el gastar mucho tiempo en una página puede ser resultante de una ausencia momentánea del usuario (por ejemplo coger el teléfono). Para obviar estas situaciones se considera un tiempo máximo gasto en una página y intervalos de tiempo superiores al tiempo máximo, se considera otra que es otra sesión. De estos aspectos resulta la siguiente métrica del interés:

$$\text{Interés (P)} = \text{Frecuencia(P)} * (1 + \text{Marcada(P)} + \text{Duración(P)} + \text{Reseña(P)} + \text{PorcentEnlacesVisit(P)})$$



Donde:

**P** = página en evaluación;

**Frecuencia(P)** = nº de visitas a la página;

**Marcada(P)** = 1 si página marcada, 0 si página no marcada;

**Duración(P)** = (TotalDuración(P) / Tamaño(P)) / MaxDuración(Pvisitadas);

**Reseña(P)** = (Tiempo(UltVisita)–Tiempo(EmpAcceso)) / (Tiempo(Ahora)–Tiempo(EmpAcceso));

**PorcentEnlacesVisit(P)** = NumEnlacesVisitados(P) / NumTotalEnlaces(P).

El valor máximo del Interés = Frecuencia(P)\*5. Después de este proceso, se construye el WAG que resume el conjunto de palabras que tienen una ocurrencia conjunta, seleccionadas por un método (alargado) de la Información Mutua Esperada - AEMI. Estas frases (n-gramas) van a constituir el perfil de usuario que servirá para clasificar el interés de los registros devueltos por el motor de búsqueda.

En [Rafter y Smyth, 2001] se muestra un conjunto de métricas estadísticas, para construir perfiles de los intereses del usuario, en una aplicación de reclutamiento de personal – CASPER. Los perfiles son obtenidos a partir de datos del *log* de servidor de dicha aplicación. Cada entrada en el *log* contiene un acceso a un empleo (un *clic* en un enlace hace la descripción del empleo) por cada usuario, con los siguientes ítems: tiempo de acceso, identificador del empleo e identificador del usuario. También se registran los correos electrónicos que el usuario se envía a sí mismo con la referencia de un empleo, para que se recuerde ese empleo más tarde, y también las respuestas a empleos. Cada perfil de usuario es graduado por relevancia de interés y calculado implícitamente sobre la base de los indicadores de interés en un empleo: número de veces que vuelve a visitar a esa descripción, el tiempo gasto en la lectura de una descripción, el número de correos enviados referentes a ese empleo y la respuesta a ese empleo. Cada ítem contribuye con un peso distinto para la relevancia del interés. Cada uno de estos indicadores tiene una métrica asociada. Cuantas más veces un usuario visite una descripción de empleo, mayor será su interés, pero a veces, un usuario hace clic sucesivamente en el mismo enlace sin que eso represente una nueva visita (“*clic* de irritación”). Para obviar este problema se define un intervalo temporal bajo el cual los sucesivos *clics* son considerados un mismo *clic*. El tiempo empleado en una página también tiene alguna forma de proporcionalidad con el interés. Pero también aquí aparecen algunos problemas: el tiempo que se tarda en salir de la aplicación, el tiempo que el usuario está ausente del terminal, múltiples ventanas, etc. Para corregir estos aspectos se procede de la siguiente forma: se calcula el tiempo empleado “normalmente” en la lectura de una descripción (la mediana de las medianas de lectura por usuario y por empleo); seguidamente se sustituyen todos los tiempos en todos los perfiles, superiores a dos veces el tiempo normal de lectura de una descripción, por el tiempo normal. Después se hace otro refinamiento para cada perfil de usuario: se calcula el tiempo total de ajustes del tiempo de lectura por cada empleo; la media de los tiempos ajustados por empleo; y con estos dos elementos se calcula el tiempo normalizado de lectura por empleo (que corresponde a la diferencia entre el tiempo total de los ajustes y la media de los tiempos ajustados divididos por el número desviaciones estándar que tuvo cada empleo). El número de correos electrónicos y de respuestas dadas a un empleo también es contabilizado (con distinto grado de relevancia) para el interés del usuario. Estos elementos son almacenados en el perfil individual del usuario.

### 5.2.3 Árboles de Decisión

Los árboles de decisión utilizan una estrategia de dividir para conquistar: es un proceso recursivo, en el que seleccionan el mejor atributo de clasificación para el nodo a partir del cual se generaran los subárboles. Los ejemplos del conjunto de entrenamiento se dividen según los valores de los atributos seleccionados. El proceso se repite hasta que se logre una cierta convergencia basada en la ganancia de información.

[Chiu y Webb, 1997] presentan el agente C4.5 – IOM, que puede servir para construir perfiles de usuario (o agentes), basado en el aprendizaje inductivo (para la adquisición de conocimiento), a través de la observación del comportamiento del usuario. Lo que se pretende con este ejemplo es modular la capacidad de los estudiantes en la resolución de simples operaciones de sustracción. Para eso “aprende” modelos de las acciones correctas e incorrectas del usuario, crea hipótesis sobre el conocimiento del usuario y aprende teorías. El motor de inducción de este proceso es un algoritmo de aprendizaje de máquinas general conocido como C4.5 [Quinlan, 1993], basado en árboles de decisión. El problema de la sustracción números de n-dígitos, es tratado como n columnas separadas. Utiliza un perfil de contexto y otro de acciones. El primero sirve para describir el problema, recorriendo a un conjunto de doce atributos. El segundo sirve para describir el comportamiento del usuario (conjunto de acciones). Después se crea un árbol de decisión para modular cada acción del usuario (inferidas recorriendo al C4.5). Se generan ejemplos de entrenamiento, uno para cada árbol, extraídos de cada columna de problemas resueltos anteriormente por el usuario. El C4.5 – IOM realiza las predicciones de las acciones del usuario, en la forma de un dígito para cada columna del problema. Si todos los árboles llegan a un mismo dígito para cada columna, entonces se asume que esa va a ser la respuesta del usuario; caso contrario se llega a una situación contradictoria y se recurre a dos tipos de medidas de resolución: una medida de calidad del árbol (método de Kohavi de validación cruzada, estratificada en diez particiones - estima el error de cada árbol), o una medida de calidad de los nodos terminales (método que estima la confianza de la solución encontrada por análisis de la distribución de las clases de los ejemplos de entrenamiento).

#### 5.2.4 Cadenas de Markov

[Zukerman et al., 1999] describen cuatro modelos de Markov que se destinan a realizar previsiones de futuros pedidos de documentos. Estos modelos son derivados de los patrones de comportamiento de distintos usuarios, y que combinados entre sí (híbridos) pueden ser utilizados para obtener predicciones más precisas.

La idea principal es disminuir el tiempo de espera de documentos anticipando los pedidos de documentos del usuario. Básicamente los modelos buscan prever cuáles son los documentos que el usuario va a pedir, asumiendo un conjunto de presupuestos que disminuyen la complejidad del problema.

Los modelos presentados observan principalmente el orden/tiempo en que los documentos son pedidos y consideran la estructura del sitio. Los modelos son: Tiempo – hace las predicciones basadas en el último documento pedido; Tiempo de Segunda Orden – hace las predicciones basadas en el último documento pedido y su antecesor; Espacio – hace las predicciones del documento ser pedido basándose en el último documento que lo refiere (enlace); Enlace Tiempo-Espacio – combina los modelos Tiempo y Espacio.

Los modelos son grafos orientados que representan los pedidos efectuados y la probabilidad de que el documento D vaya a ser pedido al ocurrir el evento E. El evento puede ser una de tres cosas: el último documento pedido, el último documento que refiere a P, o el par constituido por el último documento y su antecesor. Los arcos entre el evento E y el Documento D tiene un peso que se refiere a la frecuencia de esta secuencia (E, D) en todas las ocurrencias. La probabilidad de D de ser pedido si se verifica el evento E, es calculada según una fórmula.

Los modelos fueron entrenados con 80% de la base de datos obtenida durante la observación (*log* del servidor) realizada durante un período de 50 días y el restante 20% se usó como test.

Se evaluaron los modelos y de una forma general el Tiempo-Espacio producía predicciones más precisas. Todos eran mejores que los restantes en algún caso particular, por lo que se procuró mezclar los modelos para así mejorar el desempeño.

Se crearan tres híbridos: *Max* – que escoge el modelo que hace predicciones con mayor probabilidad para un determinado caso; *Orden* – que elige la predicción según una determinada orden fija de los modelos; *EspacioM* – que usa una regla que aprovecha el buen desempeño del modelo Espacio en determinadas circunstancias. El método *Max* reveló tener el mejor desempeño.

Los autores se proponen utilizar este método en la construcción de perfiles de usuario basados en la clasificación de las acciones del usuario, para proporcionar modelos de predicciones para cada usuario individualmente.

### 5.2.5 Programación en Lógica Inductiva (PLI)

OySTER [Muller, 2001] es un motor de búsqueda que clasifica automáticamente documentos y los presenta ordenadamente, por tipo y concepto (categoría), basándose en una ontología, según el perfil de usuario, y además recomienda documentos (filtra el resultado de las búsquedas). Las ideas teóricas que respaldan este sistema son las permisivas: una vez proveída evidencia suficiente (*feedback*) del interés del usuario es posible inducir un perfil de usuario como hipótesis, capaz de describir ese interés; y dados modelos explícitos del interés y desinterés de un usuario, éstos pueden ser usados para probar o rechazar afirmaciones sobre si un documento es de interés o no, para ese mismo usuario.

El sistema usa un lenguaje de primer orden, para establecer una jerarquía (figurativamente en forma de árbol) entre los conceptos de documentos, a través de un conjunto de cláusulas de Horn. A su vez, los tipos de documentos también son clasificados según un conjunto de cláusulas-hecho. A su vez el perfil de usuario va a ser constituido por un conjunto de subárboles del árbol principal de clasificación de documentos y categorías de documentos. Cada uno de los subárboles representa un interés o desinterés explícito del usuario (*feedback*), por un determinado aspecto. O sea, cada perfil es representado por un conjunto de cláusulas de Horn, que describen cada aspecto: documento, concepto/categoría y un valor-límite. Cada interés (o desinterés) del usuario, es una cláusula-hecho de Horn que identifica el usuario y el aspecto considerado. La clasificación automática de documentos, por concepto (utilizando la Clasificación Decimal Universal - CDU) y tipo, conjuntamente con el conocimiento de los intereses del usuario, permiten inducir hipótesis (por resolución de las cláusulas) del interés del usuario, sobre categorías y tipos de documentos, que van permitir el sistema filtrar y ordenar los documentos resultantes de una búsqueda.

También [Kay y McCreath, 1999] se proponen construir un agente, MUMLIP que asista a los usuarios en la gestión del correo electrónico, haciendo la distribución del mismo por directorios temáticos. La tarea principal de este agente sería la clasificación de correo, basada en reglas de filtraje, inducidas a través de la combinación de una herramienta de aprendizaje de máquina con el perfil de usuario, que contiene sus intereses y objetivos. Muestran un análisis de otras propuestas para el mismo problema e identifican la necesidad de definir una ontología en cada perfil de usuario, que haga la correspondencia entre los distintos conjuntos de términos usados en los correos y el respectivo usuario. Para describir las reglas de filtrado referentes a cada usuario (en su perfil), se optó por utilizar un lenguaje rico, recorriendo a técnicas de PLI, que aprenden formas de lógica de 1ª orden. Esto permite la construcción de reglas que evalúan características compuestas de más alto nivel, como por ejemplo el contenido o el remitente de los correos; así como prioridades entre reglas. Se destaca que la construcción de reglas es una tarea cognitivamente exigente y por consiguiente con algún riesgo de error.

### 5.2.6 Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Las Redes Neuronales Artificiales son algoritmos implementados en forma de programa informático o modelo electrónico, influenciados por el funcionamiento del cerebro humano. Las redes neuronales artificiales tratan de imitar el proceso de almacenamiento de información en

patrones y su manipulación para la resolución de problemas complejos, intentando de esta forma reproducir el comportamiento humano. Las RNA no usan conceptos de programación propios de otros sistemas de IA, sino que utilizan mecanismos de procesamiento paralelo, con entrenamiento de pesos, etc. Este campo tiene un vocabulario propio y emplea términos como memoria, reacción, organización, etc., también propios [Corchado et al., 2000].

La principal propiedad de una red neuronal artificial es la capacidad de aprender del entorno en que opera y mejorar su funcionamiento. Dado que la noción de aprendizaje es muy genérica, se adopta la siguiente definición en el contexto de las RNA: aprendizaje es el proceso mediante el cual los parámetros de una red neuronal artificial se adaptan como consecuencia de un proceso de estimulación llevado a cabo por el entorno en el que la red opera, y que vendrá determinado por la forma en que cambie la configuración de la red.

En [Graef y Schaefer, 2001], se utilizan redes neuronales ART2 (*Adaptive Resonance Theory*) o SOM (*Self-Organizing Maps*), para realizar predicciones de las preferencias de un usuario con relación a determinados ítems de un dominio específico. El perfil de cada usuario es constituido por un vector, donde cada entrada representa un ítem conocido, y que va siendo rellenado explícitamente por votación de los ítems por los usuarios, o implícitamente por observación de su comportamiento. Estos vectores sirven de entrada a las redes neuronales, que son entrenadas competitivamente con los perfiles de los usuarios existentes en el sistema. Las recomendaciones del sistema se basan en predicciones de las preferencias del usuario, obtenidas al someter el perfil de usuario a alguna de las redes. Las redes ART2 demuestran un buen desempeño y adaptación a las mudanzas de perfil.

[Kuenzer et al., 2001] hacen una evaluación del desempeño de seis modelos de Redes Bayesianas Dinámicas (RBD) en el modelado y previsión del comportamiento de usuarios (eventos) en la utilización de una interfaz multi-modal destinada a realizar un conjunto de tareas. Estos modelos RBD se basan en reglas de comportamiento y sirven para prever caminos de interacción en la interfaz estudiada, así como errores humanos (éstos modelos son conocidos como modelos de usuario sintácticos). Todas las RBD estudiadas tienen una estructura de un grafo orientado (dependencias temporales) y pueden representar variables observables y no observables, dependiendo de su topología: una cadena de Markov de orden 1 (es una RBD de una sola capa, con 1 variable observable por espacio temporal); HMM y AR-HMM (de 2 capas en que cada variable observable es asociada a una no-observable); FACT-HMM y SH-HMM (de tres capas, que permite la integración de dos procesos estocásticos y capturar un espacio de estados mayor); TS-HMM (de tres capas en forma de árbol, que es una aproximación a los árboles de decisión probabilística con dinámica Markoviana). Se empezó por observar un grupo de 30 usuarios, para la construcción de un conjunto de entrenamiento (constituido por series temporales de eventos no atómicos) y estimación de los parámetros (tablas de probabilidades condicionales) de los modelos, con la ayuda de un algoritmo conocido como “Maximización de la Expectativa”. Para evaluar cada modelo se usa una medida (PA), de eficiencia del acierto del número de predicciones. Se concluyó que la cadena de Markov, la red factorial (FACT-HMM) y la red en forma de árbol (TS-HMM) tenían mejor desempeño. También se verificó que cuanto mayor era el número de observaciones, mejores predicciones hacían los modelos.

En [Jameson et al., 1999] se presenta un estudio sobre algunos aspectos importantes del aprendizaje de máquinas, usando redes Bayesianas, con variables escondidas, para el modelado de usuario, y como una red Bayesiana puede modular la relación entre variables representando elementos cognitivos del usuario. Esta cuando está entrenada puede realizar inferencias fiables, partiendo de pequeñas cantidades de datos empíricos sobre el comportamiento del usuario. Se presenta un pequeño ejemplo, un sistema en el cual el usuario tiene que realizar un conjunto de tareas y se recogen datos de la actuación del usuario. Se comparan dos redes Bayesianas entre sí (una sin y otra con variables escondidas), y a su vez con un análisis estadístico de los datos recogidos, a través de la introducción en la red de variables observables. Se concluye que la utilización de variables escondidas presenta ventajas: son puntos privilegiados de unión entre

redes independientes, permiten la introducción de nuevas variables con alguna facilidad, hace la interpretación de la red más asequible y que éstas son relevantes en la toma de decisiones. Esta experiencia muestra también la importancia de explorar a priori el conocimiento cuantitativo de la relación entre las variables de la red y por consiguiente que el modelado de aspectos humanos (usuario) requiere una cierta atención.

[Jennings y Higuchi, 1993] construyen una red neuronal semántica como perfil de cada usuario, en un sistema de noticias personalizado. Esta red representa los intereses del usuario a largo plazo, y basándose en este perfil ordena las noticias que llegan al sistema periódicamente, atribuyéndoles una clasificación. El perfil modela los conceptos que son importantes para el usuario basándose en las noticias que el usuario va leyendo o rechazando. Las noticias son representadas por un conjunto de características (perfil), que consisten en un número de palabras más importantes: por su mayor frecuencia y por el lugar donde aparecen en la noticia. Estas palabras si aparecen en más de dos noticias leídas por el usuario, son candidatas a formar los nodos de la red neuronal del perfil. Los nodos tienen una energía que va creciendo por cada ocurrencia hasta un valor máximo. La red establece conexiones entre palabras coincidentes y el peso de la conexión es determinado por la frecuencia de esa coincidencia. A lo largo del tiempo las palabras más significativas se tornan representantes de los intereses del usuario. Cuando nuevas noticias llegan al sistema, éste se encarga de clasificarlas y ordenarlas. Analiza el perfil de la noticia (palabras) y lo comparara con el perfil de usuario (palabras de la red), si las palabras coinciden, entonces la energía de esos nodos de la red es activada y propagada a los nodos asociados; si el valor energético de estos últimos supera un cierto valor umbral, entonces también hay activación de estos nodos. El proceso de propagación es continúa hasta que la red llegue a un nivel de estabilidad. La clasificación de la noticia será la suma de la energía de todos los nodos activos (medida no lineal). El perfil de usuario (red neuronal) es actualizado a medida que el usuario lee (energía positiva) o rechaza (energía negativa) noticias. El usuario puede también buscar por palabras que le interesen, incrementando el nivel de activación de esas palabras pero no altera la estructura de la red neuronal.

### **5.3. Razonamiento Basado en Casos (RBC)**

Con la intención de superar los problemas típicos de la construcción de Sistemas Expertos (SE), [Kolodner, 1983] propuso un modelo de razonamiento basado en casos (RBC), que utiliza como base el modelo de razonamiento humano. Un sistema de RBC resuelve un problema por medio de la adaptación de soluciones dadas a problemas similares anteriores. La memoria del RBC almacena un conjunto de problemas y sus correspondientes soluciones (caso). La solución de un nuevo problema se obtiene por razonamiento sobre casos similares almacenados en la memoria del sistema.

Un RBC es un sistema dinámico en el que los nuevos problemas se añaden continuamente a su memoria, de forma tal que los problemas similares son eliminados y se van incrementando otros mediante la combinación de varios ya existentes. Esta metodología se basa en los modelos cognitivos humanos, ya que se usa lo aprendido en experiencias previas para resolver problemas presentes.

Los RBC obtienen la solución de un problema recurriendo a algoritmos de indexación, recuperación de problemas previamente almacenados, y técnicas de comparación y adaptación a una determinada situación. Todas estas acciones están estructuradas y se pueden representar por una secuencia cíclica de procesos. Esta secuencia está compuesta por cuatro pasos fundamentales: **recuperación**, de los casos o problemas más relevantes; **reutilización** (adaptación), de los casos anteriores para resolver el problema presente; **revisión**, de la solución propuesta; **retención** (aprendizaje), de la nueva solución como parte de un nuevo caso en la memoria del sistema.

Los casos de la memoria se pueden eliminar o modificar, y obtener nuevos, mezclando los casos existentes. Así, por ejemplo, cuando la solución dada a un problema sea insatisfactoria, y una vez encontradas las causas, se intentará eliminar de la memoria todos aquellos casos que promuevan dicha irregularidad. Éste es un medio efectivo de aprendizaje, que se asemeja a la estructura general del pensamiento humano.

En [Marinilli et al., 1999] se presenta un sistema RBC para el filtrado de documentos de texto y HTML provenientes de la Web, basándose en las preferencias y características del usuario. Inicialmente se hace una entrevista al usuario, a partir de la cual se deducen los dominios de interés y preferencias del usuario mediante técnicas de estereotipos, recurriendo a una red neuronal. A partir de este punto el mecanismo de *profiling* se encarga de actualizar el perfil de usuario basándose en la realimentación del usuario relativa a la clasificación de los documentos que el sistema le va entregando. El perfil de usuario está constituido por: listas de pares (palabra, contexto), que definen lo que el usuario busca; contextos activos; estereotipos activos; palabras que tienen importancia para el usuario. También los documentos tienen un perfil que consta de su categoría, *cluster* de pares (palabra, contexto), clasificación hecha mediante recurso a una red neuronal. El sistema recurre entonces a la memoria del RBC, para realizar el filtrado de documentos con base en el perfil de usuario. Para ello utiliza de nuevo una red neuronal para recuperar los casos más adecuados de la memoria del RBC, identificando la distancia más corta entre los distintos casos.

[Jaczynski y Trousse, 1997] presentan BROADWAY, un sistema RBC para la recomendación de documentos, basado en secuencias pasadas de pedidos de documentos (navegación) por grupos de usuarios. La idea subyacente del sistema RBC es la hipótesis de que si dos usuarios recorren la misma secuencia de documentos, puede que tengan el mismo objetivo. Utiliza un perfil de usuario donde se guardan los casos de recomendación, histórico de navegación del usuario y sus preferencias obtenidas por clasificación (no relevante, relevante, muy relevante) de documentos. Durante la navegación del usuario, el sistema va guardando la localización actual del usuario, la evaluación del documento, un cálculo del tiempo gastado en ese documento, las recomendaciones del sistema y una descripción (retirada del título de la página, etc.) que al final dan un contexto a la navegación. Los casos son creados para un momento temporal con la siguiente información: la situación temporal-extendida (pasado), que consiste en una parte instantánea (contexto de navegación) y una de temporal (comportamiento), que consiste en la secuencia de documentos relevantes en la descripción de la situación; una lista de páginas que pueden ser aconsejadas en cada situación (futuro) e información de gestión. Hay dos tipos de casos: los reales, creados a partir de las navegaciones reales; y los posibles, que son usados para la extracción de conocimiento. La recomendación tiene tres modos: observador, recomienda cuando necesario y recomienda siempre; y sigue tres etapas: devuelve los casos con la misma situación temporal-extendida (se calcula por medidas de similitud); con base en los casos realiza las recomendaciones; y por fin, guarda en el sistema RBC el caso presente.

ARTHUR [Gilbert y Han, 1999] es un sistema educativo que adapta los métodos de instrucción de los distintos cursos al estilo de aprendizaje del usuario recurriendo a una base de conocimiento RBC. Establece una relación “varios instructores para un alumno”, donde un grupo de instructores colabora para elaborar un curso con único itinerario. Cada curso se encuentra dividido en conceptos (objetivos), que son enseñados de modo distinto (módulos: interactivo, audio-vídeo, audio-texto, texto) por los distintos instructores. Para cada concepto, los instructores proveen un test en el que sólo se considera el concepto adquirido si el alumno responde correctamente al 80% de las preguntas. Inicialmente se le atribuye al alumno un instructor aleatorio (módulos) y empieza por el primero concepto del curso. Para pasar al concepto siguiente del curso el alumno tiene que aprobar el test de ese concepto. En el caso de aprobar se considera que el estilo de instrucción coincide con el estilo de aprendizaje. Si no aprueba se cambia al alumno de módulo y continúa en el mismo concepto. Al final de cada

curso se crea un perfil de aprendizaje (usuario), que consiste en el precurso dentro del curso y también los tests que no aprobó, con las respectivas preguntas falladas. Estos elementos van a servir para constituir casos para el sistema RBC, con los cuáles va a servir para clasificar futuros alumnos y proceder a las adaptaciones de instrucción: cuando un alumno falla un test, el sistema RBC devuelve los casos semejantes y atribuye al alumno un estilo de aprendizaje (mejor instructor). El perfil de aprendizaje acompaña al alumno en todos los cursos dentro del sistema.

[Waszkiewicz et al., 1999] emplean una arquitectura para un asistente de personal de viaje (PTA – *Personal Travel Agent*), que tiene por función ayudar al usuario a realizar sus pedidos y evaluar las ofertas de viajes, llevando en consideración las preferencias del usuario. El agente genera el perfil de usuario, por observación de su comportamiento o preguntando explícitamente al usuario, y guarda la información como una colección de casos en la forma de red (CRN – *Case Retrieval Network*), constituida por: entidades (conocimiento básico – [característica, valor]) y casos. Cada caso está conectado (enlace) con una serie de entidades que describen el caso. A su vez, los enlaces tienen un peso asociado y pueden ser de dos tipos: de similitud (entre entidades) y de importancia (entre entidad y caso). Esta forma de aprendizaje “perezosa” permite al algoritmo adaptarse con gran flexibilidad al comportamiento del usuario. Las preferencias del usuario sirven para la extracción de casos de la red y su combinación para la elaboración de los pedidos de viaje. Otra tarea que el agente desempeña, es la evaluación de ofertas que llegan de los agentes que prestan los servicios de viaje (TBA – *Travel Broker Agent*) y que pueden no coincidir con el perfil del usuario. El PTA compara la oferta con los pedidos realizados (casos), y si las preferencias principales no coinciden (por ejemplo destino), entonces esas ofertas son eliminadas. En caso contrario, las diferencias son identificadas. La red de casos devuelve los casos en los que las diferencias eran semejantes, y basándose en éstos clasifica las ofertas como de interés o no.

#### **5.4. Grafos de Conceptos**

En un grafo de conceptos los nodos representan conceptos y los enlaces establecen el tipo de relación entre ellos.

En [Kayama y Okamoto, 2001] se propone un sistema de navegación en un hiperespacio educacional, basado en la construcción de un mapa semántico (grafo de conceptos): Hy-Som. En una primera etapa, el sistema trata de analizar la estructura del hiperespacio tanto estructuralmente como semánticamente. Recurre a una red neuronal SOM para clasificar los nodos semánticamente, y establece una jerarquía entre ellos, realizando una especie de *cluster* semántico, y construye a partir de éstos un grafo de conceptos. Los perfiles de usuario están constituidos por dos partes: una relativa al estado de la actividad de exploración (con índices para clasificar las actividades: procura, estimación, selección, referencia, evaluación), y la otra relativa a la actividad de exploración (constituido por un grafo parcial del Hy-Som). Basándose en el mapa (grafo) y en el perfil de usuario, el sistema es capaz de seleccionar y recomendar los nodos (camino) que el usuario debe recorrer, así como adaptar el contenido de cada nodo al estado de conocimiento del usuario.

También en [Encarnação y Stoev, 1999] se presenta una plataforma de desarrollo de sistemas de ayuda/soprote: ORIMUHS, que se apoya en un grafo de conceptos. Más bien, construye un conjunto de grafos de acciones (que son las conexiones en un grafo) para cada interfaz de la aplicación (los elementos de la interfaz son los nodos del grafo), de la siguiente manera: identifica las acciones posibles en la interfaz de la aplicación; establece una jerarquía (grafo orientado) entre ellas, agrupándolas en contextos (tareas u objetivos de bajo nivel) y éstos a su vez en conceptos (propósitos u objetivos de alto nivel); y se define la ayuda para cada contexto-concepto. También se definen para cada nivel de experto del usuario, los requisitos de contexto-concepto. Inicialmente se atribuye un perfil por defecto al usuario y se analiza su interacción, que al ser comparada con los grafos de acción permite atribuir un nivel de experto

al usuario (guardado en su perfil). Se utilizan dos tipos de perfiles de usuario: uno se refiere a la experiencia global y otro a la experiencia en local (contexto). El primero, contiene el resultado de dos estimaciones: una estadística, relativa a los caminos en el grafo recorridos por el usuario y que va servir para ayudar/orientar al usuario en la tarea; otra probabilística, relativa a los posibles caminos a recorrer y que va servir para ayudar/orientar al usuario en el concepto. El segundo, contiene el nivel de experto del usuario para cada tarea y el nivel de dificultad de ésta última. Después, para actualizar los perfiles de usuario, se recurre a un conjunto de reglas difusas (*fuzzy*). Existe también otra implementación que actualiza los perfiles recurriendo a una red Bayesiana. Finalmente, se provee la ayuda siguiendo un conjunto de pasos: se determina el contexto-concepto y el nivel de experto del usuario para ese contexto-concepto; se presenta la ayuda correspondiente al contexto y nivel de conocimiento, mediante el cálculo del grafo-acción que mejor encaja, y se presentan las acciones alternativas. El usuario puede escoger el nivel de detalle de las ayudas.

SATELIT-Agent [Akoulchina y Ganascia, 1997] es un sistema que integra la construcción de hiperespacios estructurados y el soporte de búsqueda/navegación en esos mismos espacios, o en la Web, ofreciendo para ello un conjunto de herramientas. El sistema guarda o utiliza el conocimiento que adquiere sobre el dominio, de forma estructurada: los objetos atómicos de conocimiento (*taxas*) son agrupados jerárquicamente en redes (*taxonomy*). A su vez, cada *taxa* (nodo) tiene asociado un descriptor (*taxum*), que consiste en un conjunto de información y un conjunto de grafos de conceptos (cada nodo/concepto tiene un descriptor asociado), cuyos elementos trabajan sobre una terminología (red de conceptos y glosario). SATELIT usa dos tipos de perfil de usuario: experto y novato; sobre los cuales decide qué funcionalidades y tipo de asistencia provee a los usuarios. Para el primer perfil, permite y asiste a la construcción de espacios estructurados del dominio a que se refiere el perfil: recorre a un método de identificación del nivel de competencia del experto; si es validado entonces le permite insertar *taxums* y *taxonomias* en el dominio actual. En el segundo, se comporta como un asistente de navegación pro-activo, que aprende los objetivos de búsqueda del usuario: un *taxum* en un espacio SATELIT; un *taxum* en la Web; y un diccionario del dominio actual. El perfil de novato se completa por observación de la navegación recurriendo a un mecanismo de inferencia y de reconocimiento de patrones. Las recomendaciones son efectuadas con recurso a cálculos resultantes de: la comparación de la navegación necesaria para llegar a la información recomendados y los patrones de navegación del perfil; y de la comparación del contenido (conceptos, *taxums*) de la información recomendados con el objetivo de búsqueda. El sistema va mejorando aprendiendo de la realimentación del usuario relativa a las recomendaciones hechas, o sea, si sigue la recomendación (realimentación positiva), o no (realimentación negativa).

## 5.5. Razonamiento Basado en Reglas (RBR)

Un sistema de razonamiento basado en reglas (RBR), al contrario que en los sistemas RBC, realizan asociaciones a lo largo de relaciones generales entre características de problemas pasados, para encontrar soluciones al problema presente.

En [Hijikata et al., 2001] se propone un método de adaptar la navegación en un hiperespacio estructurado basándose en el perfil de usuario. Se considera que el hiperespacio está constituido por nodos (páginas) y enlaces entre nodos. La técnica de adaptación utilizada es la de esconder enlaces. El perfil de usuario se obtiene por la observación de la actividad del usuario en el sistema, y está constituido por dos partes fundamentales: un conjunto de “parámetros del usuario”, que consiste en un conjunto de pares (propiedad, valor); y el “camino recorrido”, que es la secuencia de nodos recorridos por el usuario hasta el momento presente. Los nodos se clasifican en clases de nodos, donde cada clase corresponde a una especialización del nodo. El sistema posee dos conjuntos: reglas de usuario basadas en el “camino recorrido” y reglas de camino basadas en los “parámetros del usuario”. Éstos se subdividen en cuatro tipos de reglas de navegación: reglas generales de camino, reglas generales de usuario, reglas de nodo



de camino y reglas de camino de usuario. Con estas reglas y los elementos del perfil de usuario, realiza la adaptación del camino a seguir por el usuario mediante la eliminación de enlaces, que de otra forma estarían presentes en la página.

[Adomavicius y Tuzhilin, 1999] presentan un *framework* para la construcción de perfiles de usuario, con el objetivo de personalizar aplicaciones. Los perfiles son constituidos por dos partes: características del usuario y un conjunto de reglas extraídas de los datos transaccionales del usuario. El método presentado engloba dos pasos principales: uno de descubrimiento de reglas transaccionales y el segundo consiste en un proceso de validación por un experto del dominio de las reglas encontradas. Después de esa validación las reglas aceptadas pasan a ser parte del perfil individual del usuario. En el primer paso del método presentado se utilizan distintas técnicas de minería de datos para el descubrimiento de reglas de clasificación o asociación que caractericen el comportamiento del usuario. Entre estas técnicas se destacan: Apriori [Agrawal et al., 1996], Cart [Breiman et al., 1984] y C4.5 [Quinlan, 1993]. Las reglas encontradas son a veces poco significativas, y numerosas, lo que dificulta la validación de las reglas una a una por un experto del dominio. En este sentido, los autores del artículo proponen un método de validación de reglas que permita al experto aceptar o no las reglas descubiertas: las reglas son descubiertas para cada usuario individual y etiquetadas; seguidamente son todas agrupadas, lo que disminuye el esfuerzo del experto en validar reglas semejantes; el experto elige un conjunto de “operadores de validación” a aplicar al conjunto global de reglas y obtiene tres conjuntos disjuntos de reglas: aceptadas, recusadas y no-validadas. Finalmente las aceptadas se colocan en el perfil del usuario respectivo. Los “operadores de validación” pueden ser creados por el experto por conocimiento adquirido del dominio (filtros de reglas de: eliminación, plantilla o interés – objetivo o subjetivo). Si el experto no sabe que tipo de reglas está gestionando, puede recurrir a técnicas (propuestas) de agrupamiento basadas en similitudes y en jerarquías de atributos. Puede también aplicar “operadores complementarios” que le permiten inspeccionar las reglas individualmente: de visualización, estadísticos o de navegación. Una vez creados los perfiles, éstos son actualizados a través de un proceso en el cual se registran todas las validaciones realizadas por el experto y son aplicadas al nuevo conjunto de datos.

## 5.6. Clustering

La adquisición de conocimiento desempeña un papel importante en el comportamiento inteligente. En el contexto del PU, se tienen grandes cantidades de información describiendo al usuario y se tiene la necesidad de extraer y derivar eficientemente conocimiento de estos conjuntos de datos. Esta tarea puede ser conseguida recurriendo a técnicas de *clustering* que ayuden a predecir las futuras acciones del usuario.

En [Crabtree y Soltysiak, 1998] se derivan los perfiles de los intereses del usuario automáticamente a través de la monitorización de los elementos que el usuario emplea: web, mail, etc. Se representan los documentos como vectores con las  $N$  palabras más representativas obtenidas de la siguiente forma: extracción de palabras, aplicación de la regla TF/IDF (*Term Frequency/Inverse Document Frequency*), ordenación por frecuencia y elección de las  $N$  primeras. Se generan *clusters* de vectores de documentos (intereses), y después *clusters* de intereses (temas de intereses), cuyas palabras que los representan se asemejan más a las palabras normalmente utilizadas por los usuarios para describir sus intereses. Inicialmente se clasifican los temas como buenos o malos, recurriendo a un conjunto de métricas y reglas obtenidas empíricamente. Los temas de interés (buenos) son introducidos en el perfil de usuario. Se hace un acompañamiento de los cambios de interés/perfil, a través de la regeneración de los *clusters* en un momento  $t+1$ , y según determinadas reglas (de comparación con los *clusters* del momento  $t$ ), se les atribuye una clasificación (bueno/malo). Con éstos se actualiza el perfil de usuario, que sirve después para la toma de decisiones de personalización adaptativas.

[Schwab y Kobsa, 2002] presentan un sistema de recomendación (ELFI), que aprende explícitamente los intereses del usuario basándose en la observación de la navegación del usuario y los documentos seleccionados. El proceso de recomendación tiene básicamente tres pasos: adquisición estadística de características del usuario, selección de las características que representen los intereses del usuario para su perfil de usuario y decisión de que documentos recomendar basándose en su perfil. La decisión sigue dos estrategias: una filtra los documentos basándose en las características semejantes de los documentos – contenido; la otra filtra los documentos basándose en las características semejantes de los usuarios – colaboradora. El filtro basado en el contenido funciona de la siguiente manera: dados ejemplos positivos de interés, les aplica un clasificador Bayesiano para calcular la probabilidad que tienen esos documentos de interesar al usuario y selecciona los  $n$  más probables; seguidamente usa el algoritmo de los  $K$  vecinos más próximos, tomando como centros los  $n$  documentos seleccionados, para determinar por proximidad, si los nuevos documentos son de interés (como todos los  $n$  centros son de interés, se define un único rayo para todos los *clusters* creados de esos centros y para cada usuario: si el nuevo documento está a una distancia de un centro menor o igual que ese radio entonces ese documento es de interés y puede ser recomendado; caso contrario, no tiene interés). La otra aproximación, colaboradora, hace *clusters* de perfiles de usuario (conjuntos de características). Calcula la similitud entre perfiles de usuario según la correlación de Pearson, que considera el peso de cada característica. De esa forma determina a que grupo pertenece el usuario y del conjunto de todos los nuevos documentos, ya visitados por el grupo (y no visitado por el usuario), se les clasifica según una métrica presentada por los autores. Se ordenan los documentos y se recomiendan los  $m$  primeros. Estas técnicas de recomendación basadas en el perfil de usuario, pueden ser aplicadas separadamente o en conjunto (se tendría que evaluar el peso de cada recomendación).

[Mobasher et al., 2001] presentan dos métodos para la construcción de perfiles agregados de utilización, con base en datos históricos de usuarios anónimos: PACT (*Profile Aggregations based on Clustering Transactions*) y ARHP (*Association Rule Hypergraph Partitioning*). Estos métodos integran un sistema que tiene como objetivo determinar un conjunto de recomendaciones de objetos para el usuario/sesión actual, integrando un conjunto de acciones de personalización: contenidos, navegación, productos, publicidad, etc. El sistema está constituido por dos procesos principales: uno *Batch*, que crea los perfiles agregados utilizando los métodos PACT y ARHP; y un segundo *On-Line* que realiza la tarea de personalización basándose en los perfiles agregados. El primer proceso tiene dos fases: una de pre-procesamiento de los datos de utilización, que busca identificar las transacciones, las vistas de páginas y las sesiones; y en la segunda aplica los métodos de creación de perfiles agregados de utilización empleando técnicas de *clustering* (a las transacciones y *pageviews* - PACT) y de descubrimiento de reglas de asociación y secuencias de patrones (ítems más frecuentes - ARHP). Los perfiles son colecciones de objetos de vistas de páginas con pesos asociados (relativos a la importancia del objeto para el perfil), o sea, cada ítem en el perfil es un URL que representa un objeto de una vista de página. Los perfiles se representan como vectores de vistas de páginas, lo que permite la aplicación de operaciones de vectores. Para crearlos se emplean los métodos mencionados: PACT y ARHP. El PACT es una técnica semejante a los métodos de indexación de conceptos utilizados en la extracción de sumarios de *clusters* de documentos [Karypis y Han, 2000], lo que significa que un perfil asociado a un *cluster* de transacciones, es constituido por el conjunto de vistas de páginas cuyo peso (calculado por una métrica) es superior a un valor umbral. A su vez el ARHP, busca capturar las relaciones entre ítems, con base en los patrones de ocurrencias simultáneas a lo largo de las transacciones: utiliza el algoritmo A priori [Agrawal y Srikant, 1994] para determinar los ítems más frecuentes; estos ítems son usados como nodos de un hipergrafo, cuyas conexiones y pesos asociados representan distintos criterios (interés, confianza, etc.); por último el grafo es repartido en *clusters* basándose en esos criterios, siendo creados a partir de los *clusters* (tal como en el PACT) los perfiles agregados de utilización. Las recomendaciones se realizan a través de la computación

del “encaje” (conjunto de métricas) de los distintos perfiles con la actividad del usuario (ventana de  $n$  acciones anteriores).

## 6. Conclusiones

Con este trabajo se ha pretendido dar a conocer el estado del arte de la personalización de aplicaciones en el contexto de la Hipermedia Adaptativa, con especial atención al área de *Profiling* de Usuarios, una vez que el usuario es un elemento clave en el suceso de cualquier sistema en la Web.

Dada la naturaleza dinámica y en constante cambio del usuario, la Inteligencia Artificial juega un papel vital en todo este proceso. Por esta razón se ha prestado una atención especial a las técnicas de IA que soportan la automatización, tanto en la construcción y gestión de los perfiles de usuario, como en la generalidad del proceso de personalización.

De la exposición que se ha hecho, se puede hacer una caracterización (desde el mero punto de vista empírico) de los “servicios” existentes y/o necesarios, de un sistema de *profiling* de usuario genérico, tanto desde el punto de vista de los sistemas más académicos (clásicos), como de los más recientes sistemas comerciales.

De los “servicios” más frecuentes en los sistemas académicos, se destacan:

- La representación de presunciones sobre una o más características del usuario en perfiles individuales de usuario (ejemplos: conocimientos, objetivos, preferencias, etc.).
- La representación de características relevantes comunes a usuarios pertenecientes a subgrupos de usuarios del sistema (estereotipos).
- La clasificación de los usuarios como pertenecientes a uno o más de estos subgrupos, y la consecuente integración de una o más características típicas de esos subgrupos en el perfil individual del usuario.
- El registro del comportamiento del usuario, especialmente el registro de su pasado interactivo con el sistema.
- La definición de presunciones sobre el usuario basándose en el histórico de su interacción con el sistema.
- La generalización de las interacciones de diversos usuarios en estereotipos.
- El diseño de nuevas presunciones sobre el usuario basándose en las primeras.
- La manutención de forma congruente del perfil de usuario.
- El proveimiento de las presentes presunciones sobre el usuario y las respectivas justificaciones.
- La evaluación de las entradas en el perfil de usuario y la comparación con un determinado estándar.

Pero se requieren nuevas exigencias (presentes y futuras) para estos sistemas, principalmente por parte de los sistemas adaptativos:

- Generalidad e independencia del dominio – se requiere que estos sistemas puedan ser usables por distintas aplicaciones y en distintos dominios.
- Expresividad – se espera que un sistema sea capaz de expresar distintos tipos de presunciones sobre el usuario al mismo tiempo.

- Fuertes capacidades de inferencia – se requiere que el sistema consiga realizar todo tipo de razonamiento, tradicionalmente distinguido en inteligencia artificial y lógica formal: razonamiento en lógica de predicados de primer orden, razonamiento modal, razonamiento incierto o vago y resolución de conflictos (presunciones contradictorias).

En lo que respecta a los sistemas comerciales, éstos tienen un contexto ligeramente diferente y, por consiguiente, un conjunto de exigencias y características también distintas. Una de sus características más fuertes es su arquitectura cliente-servidor. El sistema de *profiling* de usuario no está funcionalmente integrado en la aplicación, se comunica con la aplicación mediante un proceso comunicativo, pudiendo de esta forma servir a más de una aplicación cliente al mismo tiempo.

Estos sistemas comerciales soportan “servicios” con un matiz un poco distinto de los sistemas académicos:

- Comparación de distintas acciones selectivas del usuario – en algunas áreas de aplicación, las opciones del usuario no pueden ser bien reconstruidas por los procesos de razonamiento, tan sólo por referencia a conceptos vagos como el gusto, personalidad y estilo de vida del usuario (ejemplos de esto pueden ser la selección de música, de libros, restaurantes, etc.). En estos dominios se considera útil comparar las acciones selectivas de un usuario (comprar ítems, marcarlos, ponerlos en el carrito de la compra, atribuirles una clasificación, etc.) con las acciones selectivas de otros usuarios, para que de esta forma se puedan predecir las acciones futuras del usuario, basándose en las acciones de realizadas por los usuarios más similares.
- Importación de información externa relacionada con el usuario – algunas empresas ya poseen información y datos de marketing de sus clientes que integran en el sistema de *profiling* de usuario, cuando empiezan su actividad comercial personalizada en la red.
- Soporte de privacidad – aún no hay estándar para esta situación, todavía, estos sistemas normalmente soportan políticas de privacidad definidas por las propias compañías.

Muchas veces estos sistemas tienen otro tipo de preocupaciones prioritarias que llegan a entrar en contradicción con las definiciones/características académicas (por ejemplo, son generalmente dependientes del dominio). Para estos sistemas las siguientes dimensiones son consideradas más significativas:

- Rápida adaptación – en las tiendas de comercio electrónico, las adaptaciones deben realizarse desde el primer momento, para los usuarios que hacen su primera visita (normalmente es una interacción muy rápida y determinante de las futuras interacciones).
- Extensible – es cada vez más importante que los sistemas permitan la integración e intercambio de información/funcionalidades exteriores.
- Balance de carga – los sistemas deben ser capaces de evitar retrasos o incluso recusas a pedidos, recurriendo para tal a tecnologías distribuidas, como por ejemplo, componentes basados en CORBA.
- Estrategias de tolerancia a fallos.
- Consistencia en las transacciones – las lecturas/escrituras en paralelo en los perfiles de usuario, o terminaciones anormales de procesos pueden llevar a inconsistencias que deben ser evitadas.

En términos de futuro, es difícil hacer predicciones, dado el rápido cambio tanto de la naturaleza de la computación como de los dispositivos computacionales. Aunque si se pueden hacer algunas consideraciones:

- Perfiles de Usuario Móviles – la computación se vuelve cada vez más móvil. En el escenario que se vislumbra de “toda la información debe estar en todas partes”, se debe considerar la posibilidad del perfil de usuario móvil, o del “agente-perfil de usuario”. Este agente podría residir en un repositorio-servidor, y sería copiado en el inicio de cada interacción, o más aún, podría acompañar siempre al usuario en algún dispositivo móvil (*chip*, ordenador, etc.) que pudiera ser leído.
- Perfiles de Usuario para Pequeñas Aplicaciones – Hasta ahora la personalización ha sido empleada exclusivamente en sistemas de computadores. Recientemente, se vienen creando algunas aplicaciones de personalización en otros dominios, como por ejemplo: radios de coche con tarjeta-*chip* que además del código de seguridad tienen otras funciones como estaciones preferidas, volumen preferido, etc.; o llaves de coche que ajustan el habitáculo del coche al usuario (asiento, posición del volante, espejos, sistema de navegación GPS, etc.); y muchos otros ejemplos.
- Utilización Múltiple – la información de las características del usuario puede ser utilizada para otros fines (que no la personalización), como por ejemplo, servicios de organización de directorios con información de personas. Este tipo de función va exigir que los perfiles sean bastante genéricos y sigan estándares comunes a toda la industria.

Se ha demostrado que la personalización beneficia tanto los usuarios, como los proveedores de esos servicios y por consiguiente, se prevé una implantación cada vez mayor en las aplicaciones Web.

El cariz económico y comercial de la Web de nuestros días, será ciertamente, el motor del impulso de la personalización: ofertas de productos, promociones de ventas, noticias sobre productos, publicidad, etc., dirigidos a cada usuario individual, y teniendo en consideración todos los datos de su interacción con el sistema comercial electrónico.

## 7. Bibliografía

- [Adomavicius y Tuzhilin, 1999] Adomavicius, G. y Tuzhilin, A.: 1999, Expert-driven validation of rule-based user models in personalization applications. Proceedings of the 5<sup>th</sup> ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining.
- [Agrawal et al., 1996] Agrawal, R., Mannila, H., Srikant, R., Toivonen, H. y Verkano, A.: 1996, Fast discovery of association rules. In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining 12, AAAI Press.
- [Agrawal y Srikant, 1994] Agrawal, R. y Srikant, R.: 1994, Fast algorithms for mining association rules. In Proceedings of the 20<sup>th</sup> VLDB Conference, Santiago, Chile.
- [Akoulchina y Ganascia, 1997] Akoulchina, I. y Ganascia, J.: 1997, Satelit-Agent: An adaptive interface agent based on learning interface agent technology. In: A. Jameson, C. Paris and C. Tasso, Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 22-32.
- [Albrech et al., 1997] Albrecht, D., Zukerman, I., Nicholson, A. y Bud, A.: 1997, Towards a Bayesian model for keyhole plan recognition in large domains. In A. Jameson, C. Paris and C. Tasso (ed). Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 365-376.
- [Alspector et al., 1997] Alspector, J., Kolez, A. y Karunanithi, N.: 1997, Feature-based and clique-based user models for movie selection: a comparative study. User Modeling and User Adapted Interaction 7(4), 279-304.

- [Ambrosini et al., 1997] **Ambrosini, L., Cirillo, V. y Micarelli, A.:** 1997, A hybrid architecture for user-adapted information filtering on the WWW. In A. Jameson, C. Parisand, C. Tasso (ed). Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97, Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 59-61.
- [Ardissono et al., 1999] **Ardissono, L., Goy, A., Meo, R. y Petrone, G.:** 1999, A configurable system for the construction of adaptive virtual stores. World Wide Web 2(3), 143-159.
- [Ardissono y Goy, 1999] **Ardissono, L. y Goy, A.:** 1999, Tailoring the interaction with users in electronic shops. In J Kay (ed)., UM99, User Modeling: Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference, Springer-Verlag, 35-44. <http://www.cs.usask.ca/UM99/Proc/ardissono.pdf>
- [Asnicar y Tasso, 1997] **Asnicar, F. A. y Tasso, C.:** 1997, ifWeb: A prototype of user model-based intelligent agent for document filtering and navigation in the www. Proceedings of the Workshop on Adaptive Systems and User Modeling at the WWW at the 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97, Sardinia, Italy. [http://www.contrib.andrew.edu/~plb/UM97\\_workshop/Tasso/Tasso.html](http://www.contrib.andrew.edu/~plb/UM97_workshop/Tasso/Tasso.html)
- [Balabanovic, 1997] **Balabanovic, M.:** 1997, An adaptive web page recommendation service. In Proceedings of the 1<sup>st</sup> International Conference on Autonomous Agents. Marina del Rey, USA, 378-385.
- [Balabanovic y Shoham, 1997] **Balabanovic, M. y Shoham, Y.:** 1997, Fab: content-based collaborative recommendation. Communications of the ACM, 40(3), 73-75.
- [Bares y Lester, 1997] **Bares, W. y Lester, J.:** 1997, Cinematographic user models for automated real-time camera control in dynamic 3D environments. In A. Jameson, C. Parisand, C. Tasso (ed). Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 215-226.
- [Bauer, 1996] **Bauer, M.:** 1996, A Dempster-Shapher approach to modeling agent preferences for plan recognition. User Modeling and User Adapted Interaction 5(3-4), 317-348.
- [Bertoletti y da Rocha, 1999] **Bertoletti, A. y da Rocha, C.:** 1999, SAGRES – A virtual museum. Proceedings of Museums and the Web. Orleans, USA. <http://www.archimuse.com/mw99/papers/bertoletti/bertoletti.html>
- [Billsus et al., 2000] **Billsus, D., Pazzani, M. J. y Chen, J.:** 2000, A learning agent for wireless news access. Proceedings of 2000 International Conference on Intelligent User Interfaces. New Orleans, LA, 94-97.
- [Böcker et al., 1990] **Böcker, H.-D., Hohl, H. y Schawb, T.:** 1990, Adapt – Individualizing Hypertext. In: D. Diaper (ed.) Proceedings of IFIP TC13 on the 3<sup>rd</sup> International Conference on Human-Computer Interaction. Amsterdam: North-Holland, 931-936.
- [Bollen y Heylighen, 1998] **Bollen, J. y Heylighen, F.:** 1998, A system to restructure hypertext networks into valid user models. The New Review of Hypermedia and Multimedia 4, 189-213.
- [Boyle y Encarnação, 1994] **Boyle, C. y Encarnação, A.:** 1994, Metadoc: an adaptive hypertext reading system. User Modeling and User Adapted Interaction 4(1), 1-19.
- [Brajnik y Tasso, 1994] **Brajnik, G. y Tasso, C.:** 1994, A shell for developing non-monotonic user modeling systems. International Journal of Human-Computer Studies 40, 31-62.
- [Breese et al., 1998] **Breese, J., Heckerman, D. y Kadie, C.:** 1998, Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. Proceedings of the 14<sup>th</sup> Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98). Morgan Kaufmann, 43-52.

- 
- [Breiman et al., 1984] Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. y Stone, C.: 1984, Classification and regression trees. Wadsworth Publishers.
- [Brusilovsky et al., 1993] Brusilovsky, P., Pesin L. y Zyrianov, M.: 1993, Towards an adaptive hypermedia component for an intelligent learning environment. In: L. J. Bass, J. Gornostaev and C. Unger (eds.): Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on Human-Computer Interaction, EWHCI'93. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 753, Berlin: Springer Verlag, 348-358.
- [Brusilovsky et al., 1996a] Brusilovsky, P., Schwarz, E. y Weber, G.: 1996, ELM-ART: An intelligent tutoring system on the www. In: C. Frasson, G. Gauthier and A. Lesgold (eds.): Proceedings of 3<sup>rd</sup> International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS'96. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1086, Berlin: Springer-Verlag, 261-269.
- [Brusilovsky et al., 1996b] Brusilovsky, P., Schwarz, E. y Weber, G.: 1996, A tool for developing electronic textbooks on WWW. Proceedings WebNet'96, World Conference of the Web Society, San Francisco, CA, 64-69. <http://www.contrib.andrew/~plb/WebNet96.html>
- [Brusilovsky et al., 1997] Brusilovsky, P., Fink, J. y Kay, J. (eds.): 1997, Proceedings of the Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW at the 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy: Carnegie Mellon Online.
- [Brusilovsky et al., 1998a] Brusilovsky, P., Eklund, J. y Schwarz, E.: 1998, Web-based education for all: A tool for developing adaptive courseware. Computer Networks and ISDN Systems 30(1-7), 291-300.
- [Brusilovsky et al., 1998b] Brusilovsky, P., Kobsa, A. y Vassileva, J.: 1998, Adaptive Hypertext and Hypermedia. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- [Brusilovsky y Cooper, 1999] Brusilovsky, P. y Cooper, D.: 1999, ADAPTS: Adaptive hypermedia for a web-based performance support system, Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on WWW at the 7<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'99. Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99/07, Eindhoven University of Technology, 41-47.
- [Brusilovsky y De Bra, 1998] Brusilovsky, P. y De Bra, P.: 1998, Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext a Hypermedia at the 9<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference, Hypertext'98. Computer Science Report, 98/12, Eindhoven University of Technology, <http://wwwis.win.tue.nl/ah98/Proceedings.html>
- [Brusilovsky y De Bra, 1999] Brusilovsky, P. y De Bra, P.: 1999, Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling at the 8<sup>th</sup> International WWW Conference and 7<sup>th</sup> International User Modeling Conference. Computer Science Report, 99/07, Eindhoven University of Technology, <http://wwwis.win.tue.nl/asum99/contents.html>
- [Brusilovsky y Weber, 1996] Brusilovsky, P. y Weber, G.: 1996, Collaborative example selection in an intelligent example-based programming environment. Proceedings of International Conference on Learning Sciences, ICLS'96. Evanston, IL, USA, 357- 362. <http://www.contrib.andrew.cmu.edu/~plb/papers/icls96.html>
- [Brusilovsky, 1996] Brusilovsky, P.: 1996, Methods and techniques of adaptive hypermedia. User Modeling and User-Adapted Interaction, 6(2-3), 87-129.
- [Brusilovsky, 2001] Brusilovsky, P.: 2001, Adaptive Hypermedia. User Modeling and User-Adapted Interaction, 11, 87-110.

- [Buono et al., 2001] Buono, P., Costabile, M. F., Guida, S., Piccinno, A. y Tesoro, G.: 2001, Integrating User Data and Collaborative Filtering in a Web Recommendation System, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia. CS-Report 01/11, 135-146.
- [Carro et al., 1999] Carro, R., Pulido, E. y Rodríguez, P.: 1999, TANGOW: Task-based Adaptive learner Guidance On the WWW. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW, Toronto, Canada. Computer Science Report, 99/07, Eindhoven University of Technology, 49-57.
- [Carrol y Rosson, 1987] Carrol, J. y Rosson, M.: 1987, The paradox of the active user. In JM Carrol (ed) Interfacing thought: Cognitive Aspects of Human-Computer Interaction. MIT Press.
- [Carver et al., 1996] Carver, C.A., Howard, R.A. y Lavelle, E.: 1996, Enhancing student learning by incorporating student learning styles into adaptativa hypermedia. Proceedings of ED-MEDIA'96 – World Conference on Educational Multimedia and Hypermedia, Boston, MA, 118-123.
- [Chan, 1999] Chan, P.: 1999, A non-invasive learning approach to building web user profiles. Proceedings of the KDD-99 Workshop on Web Analysis and User profiling. Computer Science, Florida Institute of Technology, Melbourne, Australia.
- [Chen et al., 2000] Chen, J., Yang, Y. y Zhang, H.: 2000, An adaptive content delivery system. In P. Brusilovsky, O. Stock and C. Strappavara (eds). Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. Springer, 248-288.
- [Chin, 1989] Chin, D.:1989, KNOME: modeling what the user knows in UC. In A. Kobsa and W. Wahlster (eds). User Models in Dialog Systems. Springer-Verlag, 74-107.
- [Chin, 1993] Chin, D.:1993, Acquiring user models. Artificial Intelligence Review 7, 185-197.
- [Chitarro y Ranon, 2000] Chitarro, L. y Ranon, R.: 2000, Adding adaptativa features to virtual to virtual reality interfaces for e-commerce. In P. Brusilovsky, O. Stock and C. Strappavara (eds). Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. Springer, 86-91.
- [Chiu y Webb, 1997] Chiu, B. y Webb, G.: 1997, Using C4.5 as an induction engine for agent modeling: An experiment of optimization. School of Computing and Mathematics, Deakin University, Australia.
- [Corchado et al., 2000] Corchado, J. M., Díaz, F., Borrajo, L. y Fdez-Riverola, F.: 2000, Redes Neuronales Artificiales: un enfoque práctico. Departamento de publicaciones de la Universidad de Vigo.
- [Crabtree y Soltysiak, 1998] Crabtree, B. y Soltysiak, S.: 1998, Identifying and tracking changing interests. International Journal on Digital Libraries 2 (1), 38-53.
- [da Silva et al., 1998] da Silva, P., Durm, R., Duval, E. y Olivié, H.: 1998, Concepts and documents for adaptive educational hypermedia: model and prototype. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext a Hypermedia at the 9<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference, Hypertext'98. Computer Science Report, 98/12, Eindhoven University of Technology, 35-42.
- [Danielson, 1997] Danielson, R.: 1997, Learning styles, media preferences, and adaptive education. Proceedings of Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW at 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Chia Laguna, Sardinia, Italy, 31-35. [http://www.contrib.andrew.cmu.edu/~plb/UM97\\_workshop/Danielson.html](http://www.contrib.andrew.cmu.edu/~plb/UM97_workshop/Danielson.html)



- [Davison y Hirsh, 1998] Davison, B. y Hirsh, H.: 1998, Predicting sequences of users actions in Proceedings of the AAAI/ICML 1998, Workshop on Predicting the Future: AI Approaches to Time-Series Analysis.
- [Davior, 2002] <http://www.davior.com>
- [De Bra y Calvi, 1998] De Bra, P. y Calvi, L.: 1998, AHA! An open adaptive hypermedia architecture. *The New Review of Hypermedia and Multimedia* 4, 115-139.
- [De Bra, 1996] De Bra, P.: 1996, Teaching hypertext and hypermedia through the web. *Journal of Universal Computer Science* 2(12), 797-804.
- [De Bra, 1999] De Bra, P.: 1999, Design Issues in Adaptive Web-Site Development. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW.
- [de Carolis et al., 1998] de Carolis, B., de Rosis, F., Andreoli, C., Cavallo, V. y de Cicco, M.: 1998, The dynamic generation of medical guidelines. *The New Review of Hypermedia and Multimedia* 4, 115-139.
- [De la Passardiere y Dufresne, 1992] De la Passardiere, B. y Dufresne, A.: 1992, Adaptive navigational tools for educational hypermedia. In: I. Tomek (ed.): Proceedings of ICCAL'92, 4<sup>th</sup> International Conference on Computers and Learning. Berlin: Springer-Verlag, 555-567.
- [De Rosis et al., 1992] De Rosis, F., Pizzutilo, S., Russo, A., Berry, D. y Molina, F.: 1992, Modeling the user knowledge by belief networks. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 2 (4), 367-388.
- [Debevec et al., 1996] Debevec, M., Meyer, B., Donlagic, D. y Svecko, R.: 1996, Design and evaluation of an adaptive icon toolbar. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 6 (1), 1-21.
- [Debevec et al., 1997] Debevec, M., Meyer, B. y Rajko, S.: 1997, An adaptive short list for documents on the www. Proceedings of International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI'97. Orlando, Florida, 209-212.
- [Duda, R. y Hart, P., 1973] Duda, R. y Hart, P.: 1973, *Pattern Classification and Scene Analysis*. John Wiley & Sons. New York.
- [Eliot et al., 1997] Eliot, C., Neiman, D. y Lamar, M.: 1997, Medtec: A Web-based intelligent tutor for basic autonomy. Proceedings WebNet'97, World Conference of the WWW, Internet and Intranet, Toronto, Canada, 161-165.
- [Encarnação y Stoev, 1999] Encarnação, L. M. y Stoev, L. M.: 1999, An application-independent intelligent user support system exploiting action-sequence based user modeling. Proceedings of 7<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'99. Wien: SpringerWienNewYork, 245-254.
- [Encarnação, 1995] Encarnação, L. M.: 1995, Adaptivity in graphical user interfaces: An experimental Framework. *Computers and Graphics* 19(6), 873-884.
- [Fdez-Riverola y Corchado, 2000] Fdez-Riverola, F. y Corchado, J. M.: 2000, Inteligencia Artificial, *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, N° 11, 226-279.
- [Fink et al., 1998] Fink, J., Kobsa, A. y Nill, A.: 1998, Adaptable and adaptive information provision for all users, including disabled and elderly people. *The New Review of Hypermedia and Multimedia* 4, 163-188.
- [Francisco-R. y Shipman III, 2000] Francisco-R., L. y Shipman III, F.: 2000, Adaptive medical delivery: combining user, task, and situation models. Proceedings of 2000

- International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI'00. New Orleans, USA, 94-97.
- [Fu et al., 2000] Fu, X., Budzik, J. y Hammond, K. J.: 2000, Mining navigation history for recommendation. Proceedings of 2000 International Conference on Intelligent User Interfaces. New Orleans, LA, 106-112.
- [Fuller y de Graaff, 1996] Fuller, R. y de Graaff, J.: 1996, Measuring user motivation from server log file. In Proceedings of the Designing for the Web: Empirical Studies. Microsoft Usability Group.
- [Garlatti et al., 1999] Garlatti, S., Iksal, S. y Kervella, P.: 1999, Adaptive on-line information systems by means of a task model and spatial views. Proceedings of 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW, Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99/07, Eindhoven University of Technology, 59-66.
- [Gates et al., 1998] Gates, K., Lawhead, P. y Wilkins, D.: 1998, Toward and adaptive WWW: case study in customized hypermedia. The New Review of Hypermedia and Multimedia 4, 89-113.
- [Geldof, 1998] Geldof, S.: 1998, Con-textual navigation support. The New Review of Hypermedia and Multimedia 4, 47-66.
- [Gilbert y Han, 1999] Gilbert, J. E. y Han, C.Y.: 1999, Arthur: Adapting instruction to accommodate learning style. Proceedings of WebNet'99, World Conference of the WWW and Internet, Honolulu, HI, 433-438.
- [Graef y Schaefer, 2001] Graef, G. y Schaefer, C.: 2001, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia. 12<sup>th</sup> ACM Conference on Hypermedia and Hypertext'01. 109-122.
- [Greer y McCalla, 1993] Greer, J. y McCalla, G. (eds.): 1993, Student modeling: the key to individualize knowledge-based instruction. NATO ASI Series F, Vol. 125, Berlin: Springer-Verlag.
- [Hensley et al., 1997] Hensley, P., Metral, M., Shardanand, U., Converse, D. and Myers, M.: 1997, Proposal for an open profile standard, Technical Note, W3C. [http://www.w3.org/TR/Note- OPS-FrameWork.html](http://www.w3.org/TR/Note-OPS-FrameWork.html)
- [Henze et al., 1999] Henze, N., Naceur, K., Nejdil, W. y Wolpers, M.: 1999, Adaptive hyperbooks for constructive teaching. Kunstliche Intelligenz, 26-31.
- [Hijikata et al., 2001] Hijikata, Y., Yoshida, T. y Nishida, S.: 2001, Adaptive hypermedia system for supporting information providers in directing users through hyperspace. Proceedings of the 3<sup>rd</sup> on Adaptive Hypertext and Hypermedia at the 12<sup>th</sup> ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, 147-156.
- [Hirashima et al., 1998] Hirashima, T., Matsuda, N., Nomoto, T. y Toyoda, J.: 1998, Context- sensitive filtering for browsing in hypertext. Proceedings of International Conference on Intelligent User Interfaces, IUI'98. San Francisco, CA, 21-28.
- [Hirashima y Nomoto, 1999] Hirashima, T. y Nomoto, T.: 1999, Context sensitive filtering for browsing on web pages. Proceedings of WebNet'99, World Conference of the WWW and Internet, Honolulu, HI, 1294-1295.
- [Hockemeyer et al., 1998] Hockemeyer, C., Held, T. y Albert, D.: 1998, RATH – A relational adaptive tutoring hypertext WWW-environment based on knowledge space theory. Proceedings of CALISCE'98 at the 4<sup>th</sup> International conference on Computer Aided Learning and Instruction in Science and Engineering, Goteborg, Sweden, 417-423.

- [Holynski, 1988] **Holynski, M.**: 1998, User-adaptive computer graphics. *International Journal of Man-Machine Studies* 29, 539-548.
- [Hook et al., 1996] **Hook, K., Karlgren, J., Waern, A., Dahlback, N., Jansson, C.G., Karlgren, B. y Lemaire, B.**: 1996, A glass box approach to adaptive hypermedia. *User Models and User Adapted Interaction* 6.
- [Hook et al., 1997] **Hook, K., Rudstrom, A. y Waern, A.**: 1997, Edited adaptive hypermedia: combining human and machine intelligence to achieve filtered information. *Proceedings of Flexible Hypertext Workshop at the 8<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference, Hypertext'97*. Southampton, UK, 54-58. <http://www.sics.se/~kia/papers/edinfo.html>
- [Hoppe y Plotzner, 1991] **Hoppe, H. y Plotzner, R.**: 1991, Inductive knowledge acquisition for Unix coach. In *Mental Models and Human-Computer Interaction 2*. Elsevier Science Publishers.
- [Horvitz et al., 1998] **Horvitz, E., Breese, J., Heckerman, D. y Rommelse, K.**: 1998, The Lumière Project: Bayesian user modeling for inferring the goals and needs of software users. *Proceedings of the 14<sup>th</sup> Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98)*. Morgan Kaufmann, 256-265.
- [Horvitz, 1997] **Horvitz, E.**: 1997, Agents with beliefs: reflections on Bayesian methods for user modeling. In: A. Jameson, C. Parisand, C. Tasso (ed). *Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97*. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 441-442.
- [Hothi y Hall, 1998] **Hothi, J. y Hall, W.**: 1998, An evaluation of hypermedia techniques using static user modeling. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia at the 9<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference, Hypertext'98*. Computer Science Report, 98/12, Eindhoven University of Technology, 45-50.
- [Ikeda y Mizoguchi, 1994] **Ikeda, M. y Mizoguchi, R.** : 1994, Fits: a framework for ITS – a computational model of tutoring. *Journal of Artificial Intelligence in Education* 5 (3), 319-348.
- [Jaczynki y Trousse, 1997] **Jaczynk, M. y Trousse, B.**: 1997, Broadway: a WWW browsing advisor reusing past navigations from a group of users. INRIA Sophia-Antipolis, Action AID, France.
- [Jameson et al., 1995] **Jameson, A., Schafer, R., Simons, J. y Weis, T.**: 1995, Adaptive provision of evaluation-oriented information: tasks and techniques. In *Proceedings of the 14<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers. 1886-1893.
- [Jameson et al., 1999] **Jameson, A., GroBmann-Hunter, B. y Witting, F.**: 1999, Learning Bayesian networks with hidden variables for user modeling. In *Proceedings of the Workshop Learning About Users at the 16<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI99*, Stockholm, Sweden.
- [Jameson, 1992] **Jameson, A.**: 1992, Generalizing the double-stereotype approach: apsycolgical perspective. In E. André, R. Cohen, W. Graf, B. Kass, C. Paris and W. Wahlster (eds) *UM92: 3<sup>rd</sup> International Workshop on User Modeling*, 69-83.
- [Jameson, 1996] **Jameson, A.**: 1996, Numerical uncertainty management in user and student modeling: an overview of systems and issues. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 5 (3-4), 193-251.
- [Jennings y Higuchi, 1993] **Jennings, A. y Higuchi, H.**: 1993, A user model neural network for personal news service. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 3 (1), 1-25.

- [Joachims et al., 1997] Joachims, T., Freitag, D. y Mitchell, T.: 1997, Webwatcher: a tour guide for the World Wide Web, in Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers.
- [Joerding et al., 1998] Joerding, T., Michel, S. y Popella, M.: Tellim – ein system fur adaptive multimediale prodktpräsentationen im World Widw Web, In UJ Timm (eds). ABIS-98 – 6. Workshop Adaptivitat und Benulzer-modellierung in interaktiven Softwaresystemen, 29-40, FORWISS. <http://www-mmt.inf.tudresden.de/joerding/abis98/abis98.html>
- [Joerding, 1999] Joerding, T.: 1999, A temporary user modeling approach for adaptive shopping on the Web. Proceedings of 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW, Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99/07, Eindhoven University of Technology, 770-775.
- [Kalles et al., 2001] Kalles, D., Papagelis, A. y Zaroliagis, C.: 2001, On the development of an Intelligent Fun Portal: techniques and algoritms. Computer Technology Institute, Patras, Greece.
- [Karypis y Han, 2000] Karypis, G. y Han, E-H.: 2000, Concept indexing: a fast dimensionality reduction algorithm with applications to document retrieval and categorization. Technical Report #00-016, Department of Computer Science and Engineering, University of Minnesota, March 2000.
- [Kass, 1991] Kass, R.: 1991, Building a user model implicitly from cooperative advisory dialog. User Modeling and User-Adapted Interaction 1 (3), 203-258.
- [Katsumoto et al., 1996] Katsumoto, M., Fukuda, M. y Shibata, Y.: 1996, The Kansei method for multimedia database. 10<sup>th</sup> International Conference On Information Networking, ICOIN'10, 382-389.
- [Kay y McCreath, 1999] Kay, J. y McCreath, E.: 1999, Automatic induction of rules for e-mail classification. Basser Department of Computer Science. The University of Sidney. Australia.
- [Kayama y Okamoto, 1998] Kayama, M. y Okamoto, T.: 1998, A mechanism for knowledge-navigation in hyperspace with neural networks to support exploring activities. Proceedings of Workshop on Current Trends and Applications of Artificial of Artificial Intelligence in Education at the 4<sup>th</sup> World Congress on Expert Systems. Mexico City, Mexico, 41-48.
- [Kayama y Okamoto, 1999] Kayama, M. y Okamoto, T.: 1999, Hy-Som: The semantic map framework applied on an example case of navigation. In: G. Cumming, T. Okamoto and L. Gonzalez (eds.): Proceedings of ICCE'99, 7<sup>th</sup> International Conference on Computers on Education. Frontiers of Artificial Science and Applications, Vol.2, Amsterdam: IOS Press, 252-259.
- [Kayama y Okamoto, 2001] Kayama, M. y Okamoto, T.: 2001, A Knowledge based Navigation System with a Semantic Map Approach. Educational Technology & Society 4 (2).
- [Keller et al., 1997] Keller, R. M., Wolfe, S. R., Chen, J. R., Rabinowitz, J. L. y Mathe, N.: 1997, a bookmarking service for organizing and sharing URLs. Proceedings of 6<sup>th</sup> International WWW Conference, Santa Clara, CA.
- [Kobsa et al., 1994] Kobsa, A., Muller, D. y Nill, A.: 1994, KN-AHS: an adaptive hypertext client of the user modeling system BGP-MS. Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, 99-105. <http://ics.uci.edu/~kobsa/papers/1994-UM94-kobsa.ps>

- [Kobsa et al., 1999] Kobsa, A., Koenemann, J. y Pohl, W.: 1999, Personalized hypermedia presentation techniques for improving online customer relationships. Technical report N° 66 GMD, German National Research Center for Information Technology, St. Augustin, Germany.
- [Kobsa y Pohl, 1995] Kobsa, A., Koenemann, J. y Pohl, W.: 1995, The user modeling shell system BGP-MS. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 4 (2), 59-106.
- [Kolodner, 1983] Kolodner, J.: 1983, Reconstructive memory, a computer model. *Cognitive Science*, Vol.: 7, 77-82.
- [Konstan et al., 1997] Konstan, J., Miller, B., Maltz, D., Herlocker, J., Gordon, L. y Riedl, J.: 1997, GroupLens: applying collaborative filtering to Usenet news. *Communications of the ACM* 40(3), 77-87.
- [Krogsaeter et al., 1994] Krogsaeter, M., Oppermann, R. y Thomas, C.: 1994, A user interface integrating adaptability and adaptativity. In R. Oppermann (ed): *Adaptive user support: ergonomic design of manually and automatically adaptable software*. Lawrence Erlbaum, 97-125.
- [Kuenzer et al., 2001] Kuenzer, A., Schlick, C. y Ohmann, F.: 2001, An empirical study of dynamic Bayesian networks for user modeling. Institute of Industrial Engineering and Ergonomics, Aachen University of technology. Germany.
- [Kupper y Kobsa, 1999] Kupper, D. y Kobsa, A.: 1999, User tailored generation, In J Kay (ed). *UM99 User Modeling: Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference*, Springer-Verlag, 45-54. <http://www.cs.usask.ca/UM99/Proc/kupperd.pdf>
- [Lesh et al., 1999] Lesh, N., Rich, C. y Sidner, C.: 1999, Using plan recognition in human-computer collaboration, In J Kay (ed). *UM99 User Modeling: Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference*, Springer-Verlag, 23-32. <http://www.cs.usask.ca/UM99/Proc/lesh.pdf>
- [Lesh y Etzioni, 1995] Lesh, N. y Etzioni, O.: 1995, A sound and fast goal recognizer. *Proceedings of the 14<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*, IJCAI'95, Montreal, 1704-1710.
- [Li et al., 1999] Li, W., Vu, Q., Agrawal, D., Hara, Y. y Takano, H.: 1999, PowerBookmarks: a system for personalize web information, organization, sharing and management. *Proceedings of 8<sup>th</sup> International WWW Conference*, Toronto, Canada, 81-87.
- [Lieberman, 1995] Lieberman, H.: 1995, Letizia: An agent assists web browsing. *Proceedings of the 14<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*, IJCAI'95, Montreal, 924-929.
- [Linton y Schaefer, 2000] Linton, F. y Schaefer, H.: 2000, Recommender systems for learning: building user and expert models through long-term observation of application use?. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 10 (2-3), 181-208.
- [Maes, 1994] Maes, P.: 1994, Agents that reduce work and overload. *Communications of the ACM* 37 (7), 31- 40.
- [Marinilli et al., 1999] Marinilli, M., Micarelle, A. y Sciarrone, F.: 1999, A case-based approach to adaptive information filtering for the www. *Proceedings of 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW*, Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99/07, Eindhoven University of Technology, 81-87.
- [Mathé y Chen, 1996] Mathé, N. y Chen, J.: 1996, User Indexing for adaptive information access. *User Models and User Adapted Interaction* 6.

- [Micarelli y Sciarrone, 1996] Micarelli, A. y Sciarrone, F.: 1996, A case-based system for adaptive hypermedia navigation. In: I. Smith and B. Faltings (eds.): Advances in Case-Based Reasoning. Lecture Notes in Artificial Intelligence, Berlin: Springer-Verlag, 226-279.
- [Milosavjevic et al., 1997] Milosavjevic, M., Brusilovsky, P., Moore, J. D., Oberlander, J. y Stock, O. (eds.): 1997, Proceedings of the Flexible Hypertext Workshop at Hypertext'97, 8<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference. Southampton, UK. Macquarie University, Technical Report C/ TR97-06.
- [Milosavjevic et al., 1998] Milosavjevic, M., Dale, R., Green, S., Paris, C. y Williams, S.: 1998, Virtual museums on the information superhighway: prospects and potholes. Proceedings of Cidoc'98, the Annual Conference of the International Committee for Documentation of the International Council of Museums, Melbourne, Australia.
- [Milosavjevic y Oberlander, 1998] Milosavjevic, M. y Oberlander, J.: 1998, Dinamic hypertext catalogues: helping users help themselves. Proceedings of the 9<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference. Pittsburgh, USA, 123-131.
- [Milosavjevic, 1997] Milosavljevic, M.: 1997, Augmenting the user knowledge via comparison. In: A. Jameson, C. Parisand, C. Tasso (ed). Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 119-130.
- [Mislevy y Gitomer, 1996] Mislevy, R. y Gitomer, D.: 1996, The role of probability-based inference in intelligent tutoring systems. User Modeling and User Adapted Interaction 5 (3-4), 253-282.
- [Mitchell et al., 1994] Mitchell, T., Caruana, R., Freitag, D., McDermott, J. y Zabowski, D.: 1994, Experience with a learning personal assistant. Communications of the ACM 37 (7), 81-91.
- [Mladenic, 1996] Mladenic, D.: 1996, Personal Webwatcher: Implementation and design. Technical Report IJS-DP-7472, Department of Intelligent Systems, J. Stefan Institute. <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/theo-4/text-learning/www/pww/papers/PWW/-pwwTR.ps.Z>
- [Mobasher et al., 2001] Mobasher, B., Dai, Luo, T. y Nakagawa, M.: 2001, Discovery and evaluation of aggregate usage profiles for web personalization. School of Computer Science, Telecommunications and Information Systems, DePaul University, USA.
- [Montebello et al., 1997] Montebello, M., Gray, W. y Hurley, S.: 1997, A personal evolvable advisor for WWW knowledge-based systems. Proceedings of Workshop on Reuse of Web Information at the 7<sup>th</sup> International WWW Conference, Brisbane, Australia. <http://www.mel.dit.csiro.au/~vercous/REUSE/pos7/index.html>
- [Morita y Shinoda, 1994] Morita, M. y Shinoda, Y.: 1994, Information filtering based on user behavior analysis and best match text retrieval. Proceedings of the 17<sup>th</sup> Annual International ACM-SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 272-181. <http://www.acm.org/pubs/articles/proceedings/ir/188490/p272-morita/p272-morita.pdf>
- [Muller, 2001] Muller, M. E.: 2001, Machine learning based user modeling for WWW search. University of Osnabruck. Germany.
- [Muller, 2002] Muller, M. E.: 2002, Inducing Conceptual User Models. PhD Thesis, University of Osnabruck. Germany.

- [Murray et al., 1998] Murray, T., Condit, C. y Haugsjaa, E.: 1998, MetaLinks: A preliminary framework for concept-based adaptive hypermedia. Proceedings of Workshop on WWW-Based Tutoring at 4<sup>th</sup> International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS'98.
- [Negro et al., 1998] Negro, A., Scarano, V. y Simari, R.: 1998, User adaptivity on WWW through CHEOPS. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Hypertext a Hypermedia at the 9<sup>th</sup> ACM International Hypertext Conference, Hypertext'98. Computer Science Report, 98/12, Eindhoven University of Technology, 57-62.
- [Neuman y Zirvas, 1998] Neuman, G. y Zirvas, J.: 1998, Skill – A scalable internet-based teaching and learning system. Proceedings of WebNet'98, World Conference of the WWW and Internet, Orlando, USA, 688-693.
- [Newell, 1997] Newell, S.: 1997, User models and filtering agents for improved internet information retrieval. *User Modeling and User Adapted Interaction* 7(4), 223-237.
- [Not et al., 1998] Not, E., Petrelli, D., Sarini, M., Stock, O., Strapparava, C. y Zancanaro, M.: 1998, Hypernavigation in the physical space: adapting presentation to the user and to the situational context. *New Review of Multimedia and Hypermedia* 4, 11-32.
- [Oberlander et al., 1998] Oberlander, J., O'Donnell, M., Mellish, C. y Knott, A.: 1998, Conversation in the museum: experiments in dynamic hypermedia with intelligent labeling explorer. *The New Review of Hypermedia and Multimedia* 4, 11-32.
- [Oppermann y Specht, 1999] Oppermann, R. y Specht, M.: 1999, Adaptive Information for Nomadic Activities. A process oriented approach. Proceedings of Software Ergonomie'99. Walldorf, Germany, 225-264.
- [Oppermann y Specht, 2000] Oppermann, R. y Specht, M.: 2000, A context-sensitive nomadic information system as an exhibition guide. Proceedings of the Handheld and Ubiquitous Computing, 2<sup>nd</sup> International Symposium. HUC 2000, 127-142.
- [Orwant, 1995] Orwant, J.: 1995, Heterogeneous learning in the Doppelganger user model system. *User Modeling and User Adapted Interaction* 4 (2), 107-130.
- [Paiva y Self, 1995] Paiva, A. y Self, J.: 1995, Tagus: a user and learner modeling workbench. *User Modeling and User Adapted Interaction* 4 (3), 197-226.
- [Paliouras et al., 1999] Paliouras, G., Karkaletsis, V., Papatheodorou, C. y Spyropoulos, C.: 1999, Exploiting learning techniques for the acquisition of user stereotypes and communities. In J Kay (ed.), UM99, User Modeling: Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference, Springer-Verlag, 45-54.
- [Paterno y Manchini, 1999] Paterno, F. y Manchini, C.: 1999, Designing web user interfaces adaptable to different types of use. Proceedings of Museums and the Web, New Orleans, USA. <http://www.archimuse.com/mw99/papers/paterno/paterno.html>
- [Pazzani et al., 1996] Pazzani, M., Muramatsu, J. y Billsus, D.: 1996, Syskill and Webert: Identifying interesting web sites. Proceedings of the 13<sup>th</sup> National Conference on Artificial Intelligence, AAAI'96, Portly, OR, 54-61. <http://www.ics.uci.edu/~pazzani/Syskill.html>
- [Pazzani y Billsus, 1997] Pazzani, M. y Billsus, D., 1997: Learning and Revising User profiles – The identification of interesting web sites. *Machine Learning*, 27, 313-331.
- [Pohl y Nick, 1999] Pohl, W. y Nick, A.: 1999, Machine Learning and knowledge-based user modeling in the LaboUr approach, In J Kay (ed). UM99 User Modeling: Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference, Springer-Verlag, 179-188. <http://www.cs.usask.ca/UM99/Proc/pohl.pdf>

- [Pohl, 1992] Pohl, W.: 1992, Beispielerkennung für die inductive generierung von benutzermakros. GMD.
- [Pohl, 1998] Pohl, W.: 1998, Logic-based representation and reasoning for shell systems. St. Augustin, Germany.
- [Popp y Lodel, 1996] Popp, H. y Lodel, D.: 1996, Fuzzy techniques and user modeling in sales assistants. *User Modeling and User Adapted Interaction* 5(3-4), 349-370.
- [Quinlan, 1986] Quinlan, J.: 1986, Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1, 81-106.
- [Quinlan, 1993] Quinlan, J.: 1993, C4.5: Programs for machine learning. Morgan Kaufmann.
- [Rafter y Smyth, 2001] Rafter, R. y Smyth, B.: 2001, Passive profiling from server logs in online recruitment environment. Smart Media Institute, University College Dublin. Ireland.
- [Reagle y Cranor, 1999] Reagle, J. y Cranor, L.: 1999, The platform for privacy references. *Communications of the ACM*, 42 (2), 48-55.
- [Rich, 1979] Rich, E.: 1979, User modeling via stereotypes. *Cognitive Science* 3, 329-354.
- [Rijsbergen, 1979] Rijsbergen, Van: 1979, *Information Retrieval*. Butterworths.
- [Rucker y Polano, 1997] Rucker, J. y Polano, M. J.: 1997, Site-seer: personalized navigation for the web. *Communications of the ACM*, 40(3), 66-73.
- [Sakagami et al., 1998] Sakagami, H., Kamba, T., Sugiura, A. y Koseki, Y.: 1998, Effective personalization of push-type systems: visualizing information freshness. *Proceedings of the 7<sup>th</sup> WWW Conference*. <http://www7.scu.edu.au/programme/fullpapers/1871/com1871.htm>
- [Sakagami y Kamba, 1997] Sakagami, H. y Kamba, T.: 1997, Learning personal preferences on online newspapers articles from user behaviors. *Proceedings of the 6<sup>th</sup> World Wide Web Conference*, 291-300.
- [Schoch et al., 1998] Schoch, V., Specht, M. y Weber, G.: 1998, ADI – An empirical evaluation of a tutorial agent. *Proceedings of ED-MEDIA'98 – 10<sup>th</sup> World Conference on Educational Multimedia and Hypermedia*, Freiburg, Germany, 1242-11247.
- [Schwab et al., 2000] Schwab, I., Pohl, W. y Koychev, I.: 2000, Learning to recommend from positive evidence. *Proceedings of 2000 International Conference on Intelligent User Interfaces*. New Orleans, LA, 241-247.
- [Schwab y Kobsa, 2002] Schwab, I. y Kobsa, A.: 2002, Adaptivity through Unobstrusive Learning. *KI 3 (2002)*, Special Issue on Adaptivity and User Modeling.
- [Shearin y Lieberman, 2000] Shearin, S. y Lieberman, H.: 2000, Intelligent profiling by example. MIT Lab, Cambridge, USA.
- [Shen, 1996] Shen, W.: 1996, An efficient algorithm for incremental learning of decision lists. Technical Report USC-ISI-012. Information Sciences Institute, University of Southern California, USA.
- [Signore et al., 1997] Signore, O., Bartoli, R. y Fresta, G.: 1997, Tailoring web pages to user's needs. *Proceedings of the Workshop on Adaptive Systems and User Modeling at the WWW at the 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97*. Sardinia, Italy. [http://www.contrib.andrew.edu/~plb/UM97\\_workshop/Signore.html](http://www.contrib.andrew.edu/~plb/UM97_workshop/Signore.html)
- [Sivdas et al., 1998] Sivdas, E., Grewal, R. y Kellaris J.: 1998, The internet as a micro marketing tool: targeting consumers through preferences revealed in music newsgroup usage. *Journal of Business Research* 41, 179-186.



- 
- [Sleeman, 1985] **Sleeman, D.**: 1985, A user modeling front-end subsystem. *International Journal of Man-Machine Studies* 23, 71-88.
- [Soltysiak y Crabtree, 1998] **Soltysiak, S. J. y Crabtree, I. B.**: 1998, Automatic learning of user profiles – towards the personalization of agent services. *British Telecom Technical Journal*, 16(3).
- [Specht et al., 1997] **Specht, M., Weber, G., Heitemeyer, S. y Schoch, V.**: 1997, AST: Adaptive WWW courseware for statistics. Proceedings of the Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW at the 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. [http://www.contrib.yrew.edu/~plb/UM97\\_workshop/Specht.html](http://www.contrib.yrew.edu/~plb/UM97_workshop/Specht.html)
- [Spetch y Oppermann, 1998] **Spetch, M. y Oppermann, R.**: 1998, ACE – Adaptive courseware environment. *The New Review of Hypermedia and Multimedia* 4, 141-161.
- [Stefanni y Strapparava, 1999] **Stefanni, A. y Strapparava, C.**: 1999, Exploiting NLP techniques to build user model for web sites: use of WordNet in SiteIf. Proceedings of 2<sup>nd</sup> Workshop on Adaptive Systems and User Modeling on the WWW, Toronto and Banff, Canada. Computer Science Report 99/07, Eindhoven University of Technology, 95-100.
- [Steinacker et al., 1998] **Steinacker, A., Seeberg, C., Rechenberger, K., Fisher, S. y Steinmetz, R.**: 1998, Dynamically generated tables of contents as guided tours in adaptive hypermedia systems. Proceedings of ED-MEDIA'99 – World Conference on Educational Multimedia and Hypermedia, Seattle, USA.
- [Strachan et al., 1997] **Strachan, L., Andersen, J., Sneesby, M. y Evans, M.**: 1997, Pragmatic user modeling in commercial software system. In: A. Jameson, C. Paris and C. Tasso, Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWienNewYork, 189-200.
- [Strachan et al., 2000] **Strachan, L., Andersen, J., Sneesby, M. y Evans, M.**: 2000, Minimalist user modeling in a complex commercial software system. *User Model and User-Adapted Interaction* 10 (2-3), 109-146.
- [Sub et al., 1999] **Sub, C., Freitag, B. y Brossler, P.**: 1999, Meta-modeling for web-based teachware management. In proceedings of ER99 Workshop on the WWW and Conceptual Modeling. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1727, Berlin:Springer-Verlag.
- [Tasso, 1992] **Tasso C.**: 1992, No monotonic Reasoning and User Modeling. Laboratorio di Intelligenza Artificiale. Università di Udine.
- [Thomas y Fischer, 1996] **Thomas, C. y Fischer, G.**: 1996, Using agents to improve the usability and usefulness of the WWW. 5<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, 5-12.
- [Vassileva, 1996] **Vassileva, J.**: 1996, A task-centered approach for user modeling in a hypermedia office documentation system. *User Modeling and User Adapted Interaction* 6.
- [Waszkiewicz et al., 1999] **Waszkiewicz, P., Cunningham, P. y Byrne, C.**: 1999, Case-based user profiling in a personal travel assistant. Department of Computer Science, Trinity College, Dublin, Ireland.
- [Webb et al., 2001] **Webb, G. I., Pazzani, M. J. y Bilsus, D.**: 2001, Machine Learning for user modeling. *User Model and User-Adapted Interaction* 11(1-2), 19-29.

- [Webb y Kuzmyez, 1996] **Webb, G. y Kuzmyez, M.:** 1996, Feature based modeling: a methodology for production coherent, consistent, dynamically changing models of agent's competencies. *User Modeling and User Adapted Interaction* 5 (2), 117-150.
- [Weber y Specht, 1997] **Weber, G. y Specht, M.:** 1997, User modeling and adaptive navigation support in www- based tutoring systems. In: A. Jameson, C. Paris and C. Tasso, *Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference on User Modeling, UM'97*. Sardinia, Italy. Wien: SpringerWien NewYork, 289-300. <http://www.psychologie.uni-trier.de:8000/projects/ELM/Papers/UM97-WEBER.html>
- [Weber, 1999] **Weber, G.:** 1999, ART-WEB. <http://www.psychologie.uni-trier.de:8000/projects/ELM/elm.html>
- [Wu, 1991] **Wu, D.:**1991, Active acquisition of user models: implications for decision-theoretic dialog planning and plan recognition. *User Modeling and User Adapted Interaction* 1(2), 149-172.
- [Yoshida y Motoda, 1996] **Yoshida, K. y Motoda, H.:** 1996, Automated user modeling for intelligent interface. *International Journal of Human-Computer Interface* 8 (3) 237-258.
- [Zukerman et al., 1999] **Zukerman, I.,Albrecht, D. y Nicholson, A.:** 1999, Predicting user's requests on the WWW. School of Computer Science and Software Engineering, Monash University, Victoria, Australia.
- [Zukerman y Albrecht, 2001] **Zukerman, I. y Albrecht, D.:** 2001, Predictive statistical models for user modeling. *User Model and User-Adapted Interaction* 11(1-2), 5-18.
- [Zukerman y Litman, 2001] **Zukerman, I. y Litman, D.:** 2001, Natural language processing and user modeling: synergies and limitations. *User Model and User-Adapted Interaction* 11(1-2), 129-158.