

Sistema de Recomendación Basado En Conocimiento con Información Lingüística

Luis G. Pérez	Luis Martínez	Manuel Barranco	Macarena Espinilla
Dept.de Informática	Dept. de Informática	Dept. de Informática	Dept. de Informática
Universidad de Jaen	Universidad de Jaen	Universidad de Jaen	Universidad de Jaen
23071 Jaen	23071 Jaen	23071 Jaen	23071 Jaen
lgonzaga@ujaen.es	martin@ujaen.es	barranco@ujaen.es	mestevez@ujaen.es

Resumen

En estos últimos años han aparecido nuevas herramientas y técnicas dentro del área del comercio electrónico para mejorar y personalizar sitios webs comerciales de acuerdo a los gustos y necesidades de sus usuarios. La herramienta más utilizada y con mayor éxito han sido los Sistemas de Recomendación. Estos sistemas están diseñados para ayudar a la gente a encontrar aquellos productos que satisfacen sus necesidades. Para ello, utilizan recomendaciones que guían a los usuarios hacia productos interesantes u ocultan aquellos que no les interesan o no les atraen. Para generar las recomendaciones estos sistemas utilizan información que han recogido sobre los usuarios, los productos, etc. En algunas situaciones esta información puede ser escasa o inexistente y por lo tanto no pueden generar recomendaciones o éstas no son precisas. Ante esta situación, se han propuesto algunas soluciones. En esta contribución presentamos un sistema de recomendación basado en conocimiento que calcula las recomendaciones en base a productos que el usuario elige como ejemplos de lo que quiere.

1. Introducción

Los sistemas de recomendación han sido una de las claves en el desarrollo y éxito del comercio electrónico. Estos sitios webs ofrecen cientos o miles de productos relacionados con una simple consulta. Aunque en un principio es

ta gran oferta de productos pueda verse como una ventaja, muchas veces es un inconveniente ya que los clientes deben encontrar, entre todos estos productos, aquellos que realmente le interesan. En muchos casos los clientes no pueden explorar tal cantidad de alternativas, y se ven obligados a escoger un producto, entre los que han podido explorar, que satisfaga medianamente sus necesidades, o bien desistir de su búsqueda. Para solventar estos problemas se diseñaron diversas técnicas, entre ellas los Sistemas de Recomendación. El objetivo de esta clase de software es ayudar a los usuarios en sus procesos de búsqueda guiándolos hacia productos interesantes por medio de recomendaciones, mostrándoles los productos ordenados según satisfagan las necesidades de los usuarios.

Aunque todos los sistemas de recomendación tienen el mismo objetivo, existen distintas técnicas y algoritmos para generar estas recomendaciones. Según estas técnicas podemos clasificar los sistemas de recomendación en: Sistemas de recomendación demográficos [14], basados en contenido [18], colaborativos [9], basados en conocimiento [3], híbridos [1], etc.

Para realizar las recomendaciones, estos sistemas necesitan información sobre los productos que pueden recomendar y recoger las necesidades de los usuarios. Sin embargo, en algunos casos esta información puede ser insuficiente y los Sistemas de Recomendación Clásicos (los colaborativos y los basados en contenido) tienen muchos problemas [4] para generar recomendaciones por ejemplo, cuando se

encuentran un nuevo usuario o un nuevo producto. Ante este problema se han propuesto diversas soluciones. Una de ellas son los Sistemas de Recomendación basados en Conocimiento. En este tipo de sistemas los usuarios declaran sus necesidades escogiendo un ejemplo representativo de sus preferencias. El sistema buscará los productos más parecidos a él y se devolverán como recomendaciones. Esta solución también presenta algunos inconvenientes tales como trabajar con un único ejemplo, todas las recomendaciones vienen muy estrechamente relacionadas con las características de este ejemplo aún cuando éste no represente de forma tan precisa sus necesidades. Aunque existen procesos de refinamiento que permiten aportar más información sobre sus preferencias, estos suelen ser largos y tediosos. Además parte de la información recogida puede tener carácter subjetivo al estar relacionado con sus gustos y preferencias. Sin embargo, estos sistemas obligan al usuario a expresar esta información de forma numérica, cuando un modelado lingüístico sería más adecuado para este tipo de información [10, 15].

El objetivo de esta contribución es mejorar la calidad de las recomendaciones de los Sistemas de Recomendación Basados en Conocimiento sin que el usuario se vea obligado a aportar demasiada información. Por un lado, emplearemos el modelado lingüístico [12] para representar las preferencias del usuario pues estas son subjetivas ya que están relacionada con sus gustos o preferencias. Por otro lado, mejoramos el proceso de recogida de información mediante el uso de relaciones de preferencia incompletas. Para explotarlas utilizaremos un proceso de rellenado mediante un algoritmo que garantiza la consistencia de la información en las mismas.

Esta contribución se estructura de la siguiente forma: en la sección 2 revisaremos algunos preliminares necesarios para entender el modelo propuesto. En la sección 3 presentaremos el modelo. Y en la sección 4 expondremos las conclusiones.

2. Preliminares

En esta sección revisaremos los conceptos fundamentales, técnicas y algoritmos que utilizaremos en el desarrollo de nuestra propuesta.

2.1. Modelado lingüístico de la información

Normalmente trabajamos en entornos cuantitativos donde la información se expresa por medio de valores numéricos. Sin embargo, muchos aspectos de diferentes actividades de la vida real no pueden ser valoradas de esta forma, aunque sí de forma cualitativa, i.e., con conocimiento vago e impreciso. En estos casos, un mejor enfoque podría ser la utilización de valoraciones lingüísticas en vez de numéricas. En la literatura podemos encontrar distintos modelos que nos permiten llevar a cabo operaciones con palabras: (i) El modelo basado en el principio de extensión [7], (ii) el modelo simbólico [8] y (iii) el modelo basado en la representación de las 2-tuplas lingüísticas [12].

En la literatura podemos encontrar varias formas de elegir los descriptores lingüísticos para los términos y su semántica (ver [11] para una explicación más detallada). Uno de los puntos más importantes que hay que estudiar en este paso es la “granularidad de la incertidumbre”, i.e., el nivel de discriminación entre distintas cantidades de incertidumbre. Se suelen utilizar como valores típicos de cardinalidad los impares, como por ejemplo 7 o 9, y el valor intermedio representa una valoración de “aproximadamente 0.5” [2].

En esta sección repasaremos el modelo basado en la representación de las 2-tuplas lingüísticas. Este modelo se caracteriza por representar la información lingüística por medio de 2-tuplas, (s_i, α_i) , $s_i \in S$ y $\alpha_i \in [-5, 5)$. s_i representa la etiqueta lingüística central de información y α_i es la traslación simbólica que definiremos detalladamente a continuación.

Definición 1. *La traslación simbólica de un término lingüístico $s_i \in S = \{s_0, \dots, s_g\}$ es un valor numérico definido en $[-5, 5)$ que representa la “diferencia de información” entre una cantidad de información β definida en $[0, g]$ y obtenida después de una operación de agre-*

gación y el valor más cercano en $\{0, \dots, g\}$ que indica el índice del término lingüístico más cercano de S (s_i)

Este modelo de representación lingüística define un conjunto de funciones para hacer transformaciones entre los términos lingüísticos, 2-tuplas, y valores numéricos

Definición 2. Sea $S = \{s_0, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y $\beta \in [0, g]$ un valor obtenido como resultado de una operación simbólica, la 2-tupla que expresa la información equivalente a β se obtiene por medio de la siguiente función:

$$\Delta : [0, g] \longrightarrow S \times [-0,5, 0,5]$$

$$\Delta(\beta) = \begin{cases} s_i & i = \text{round}(\beta) \\ \alpha = \beta - i & \alpha \in [-,5, ,5] \end{cases}$$

donde round es la operación usual de redondeo, s_i tiene el índice de la etiqueta más cercana a " β " y " α " es el valor de la traslación simbólica.

Definición 3. Sea $S = \{s_0, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y (s_i, α) una 2-tupla lingüística. Siempre podemos encontrar una función Δ^{-1} , tal que, a partir de una 2-tupla nos devuelva su equivalente valor numérico $\beta \in [0, g]$.

$$\Delta^{-1} : S \times [-,5, ,5] \longrightarrow [0, g]$$

$$\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = i + \alpha = \beta$$

El modelo de representación de la 2-tupla tiene un modelo computacional que fue presentado en [12].

2.2. Relaciones de preferencias lingüísticas

En muchas situaciones la información de preferencia puede ser expresada mediante relaciones de preferencia. Este tipo de relaciones ha sido muy utilizado para modelar problemas de decisión [6, 13, 17]. En este tipo de representación la intensidad de la preferencia entre dos alternativas escogidas entre un conjunto de alternativas factibles, $X = \{s_0, \dots, s_g\}$ ($n \geq 2$)

es medida por medio de un valor. En este modelo trabajaremos con valoraciones lingüísticas ya que la información que vamos a modelar es de carácter subjetivo (opiniones, preferencias, etc.). Formalmente podemos definir estas relaciones de la siguiente forma:

Definición 4. Una relación de preferencia lingüística se define como:

$$X \times X \rightarrow S$$

donde S es un conjunto de etiquetas.

2.3. Relaciones de preferencia lingüísticas incompletas

En la literatura las relaciones de preferencia suelen ser completas, consistentes y numéricas. Si embargo, en los problemas en los que nos centramos no son adecuadas por el tipo y la cantidad de información que requieren. En nuestra propuesta usaremos valoraciones lingüísticas para modelar las preferencias del usuario. Además, para facilitar y acelerar el uso de nuestro sistema, proponemos el uso de un método de reconstrucción de relaciones de preferencias lingüísticas incompletas de las cuales sólo nos han proporcionado una fila (o una columna).

Al usuario sólo se le solicitará una única fila o columna, sin embargo, para obtener los resultados deseados, dicha relación de preferencia debe ser completada mediante el método que aplicaremos a continuación. En primer lugar transformaremos el dominio de los términos lingüísticos $S = \{s_0, \dots, s_g\}$ al conjunto de términos $S' = \{s'_{-\frac{g}{2}}, \dots, s'_0, \dots, s'_{\frac{g}{2}}\}$ donde los índices de los términos han sido trasladados de forma que el término medio tiene el índice 0 y el resto términos están colocados de forma simétrica alrededor de él. El objetivo de esta transformación es facilitar y simplificar el conjunto de operaciones necesarias para reconstruir la relación de preferencia. Para ello, utilizaremos la función Υ para transformar un valor de S a S' :

Definición 5. Sea $s_i \in S = \{s_0, \dots, s_g\}$, la función Υ que transforma s_i a un término en $S' = \{s'_{-\frac{g}{2}}, \dots, s'_0, \dots, s'_{\frac{g}{2}}\}$ se define de la si-

guiente forma:

$$\Upsilon : S \longrightarrow S'$$

$$\Upsilon (s_i) = s'_{i-g/2}$$

Proposición 1 Sea $s'_i \in S' = \{s'_{-g/2}, \dots, s'_0, \dots, s'_{g/2}\}$ una etiqueta lingüística, siempre existe una función Υ^{-1} , tal que de una etiqueta s'_i nos devuelva su equivalente $s_j \in S = \{s_0, \dots, s_g\}$.

Demostración. Consideremos la función:

$$\Upsilon^{-1} : S' \longrightarrow S$$

$$\Upsilon^{-1} (s'_i) = s_{i+g/2}$$

Definición 6. Sea (s_i, α_i) una 2-tupla lingüística y sea s_i un termino lingüístico tal que $s_i \in S = \{s_0, \dots, s_g\}$, entonces la función ϖ que transforma (s_i, α_i) en una 2-tupla cuya etiqueta lingüística pertenezca a $S' = \{s'_{-g/2}, \dots, s'_0, \dots, s'_{g/2}\}$ se define como:

$$\varpi : S \times [-, 5, , 5) \longrightarrow S' \times [-, 5, , 5)$$

$$\varpi ((s_i, \alpha_i)) = (\Upsilon (s_i), \alpha_i)$$

Proposición 3. Sea (s'_i, α_i) una 2-tupla lingüística y sea s'_i un termino lingüístico tal que $s'_i \in S' = \{s'_{-g/2}, \dots, s'_0, \dots, s'_{g/2}\}$, entonces existe una función ϖ^{-1} que transforme esta 2-tupla en una 2-tupla con etiquetas pertenecientes a $S = \{s_0, \dots, s_g\}$.

Demostración. Consideremos la siguiente función:

$$\varpi^{-1} : S' \times [-, 5, , 5) \longrightarrow S \times [-, 5, , 5)$$

$$\varpi^{-1} ((s'_i, \alpha_i)) = (\Upsilon^{-1} (s'_i), \alpha_i)$$

Para aplicar el método de reconstrucción necesitamos introducir un operador de suma \oplus cerrado en el dominio de las 2-tuplas

Definición 7. Sea (s_i, α_i) y (s_j, α_j) dos 2-tuplas lingüísticas, la operación \oplus se define de la siguiente forma:

$$\oplus : (S \times [-, 5, , 5)) \times (S \times [-, 5, , 5)) \longrightarrow S \times [-, 5, , 5)$$

$$(s_i, \alpha_i) \oplus (s_j, \alpha_j) = max$$

$$\{(s_0, 0), \Delta (min \{ \Delta^{-1}(s_i, \alpha_i) + \Delta^{-1}(s_j, \alpha_j), g \})\}$$

Definición 8. [19] Sea $P_{S'} = (p_{ij})_{n \times n}$ una relación de preferencia lingüística, entonces $P_{S'}$ es una relación lingüística completa y reciproca, si el experto ha podido proporcionar una comparación para cada par de alternativas y cumplen:

$$p_{ij} \in S', p_{ij} \oplus p_{ji} = s'_0, p_{ii} = s'_0, \forall i, j$$

Definición 9. [19] Sea $P_{S'} = (p_{ij})_{n \times n}$ una relación de preferencia lingüística, es una relación de preferencia reciproca, consistente y completa si el experto ha podido proporcionar una comparación para cada par de alternativas y cumplen:

$$p_{ij} = p_{ik} \oplus p_{kj}, \forall i, j, k$$

Esta propiedad de consistencia es un tipo de transitividad aditiva.

La relación de preferencia que nos proporciona el usuario es incompleta pues sólo proporciona una fila. Como se demuestra en [19], al existir al menos un elemento conocido (excepto los elementos de la diagonal) en cada fila o columna de $P_{S'}$ tenemos las condiciones necesarias y suficientes para completar la relación de preferencia.

Para reconstruir la relación de preferencia lingüística utilizaremos el siguiente algoritmo: **Algoritmo para construir una relación de preferencia completa dada una columna o una fila**

Paso 1. Sea $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ un conjunto discreto de alternativas. El experto proporcionará una fila (o una columna) de la relación P , usando los terminos lingüísticos de S. Obtendremos una relación de preferencia P donde cada elemento conocido estará expresado con 2-tuplas.

Paso 2. La relación de preferencia P es transformada en $P_{S'}$ por medio de la función ϖ .

Paso 3. Utilizaremos los elementos conocidos de $P_{S'}$ para determinar todos los elementos desconocidos y obtener una relación de preferencia consistente, $P'_{S'}$ de tal forma que los elementos calculados cumplan la definición 9.

Paso 4. Transformaremos la relación, $P'_{S'}$, en 2-tuplas pertenecientes a S por medio de la

función ϖ^{-1} obteniendo la relación de preferencia consistente, P' .

Paso 5. Final.

3. Modelo de un sistema de recomendación basado en conocimiento

El modelo que presentamos construye un perfil del usuario a partir de una relación de preferencia sobre unos pocos ejemplos de sus necesidades. En este perfil almacenaremos las características de los productos que el usuario está buscando, y el sistema lo utilizará para encontrar los productos que son más interesantes para él de entre los productos del conjunto, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, de productos que pueden ser recomendados. Cada producto $x_i \in X$ está descrito por un vector de características, $\{(c_i^1, \dots, c_i^t)\}$ y donde cada característica estará valorada en el dominio $[0, 1]$.

La principal ventaja de este modelo es que solo requiere una pequeña cantidad de información por parte de los usuarios para realizar las recomendaciones. Además, si lo comparamos con los sistemas basados en conocimiento clásicos [5], en este modelo los usuarios no necesitan llevar a cabo ningún paso para refinar su búsqueda.

El modelo se estructura de la siguiente forma (ver figura 1)

1. *Obtener el perfil de usuario:* El sistema recogerá la información sobre las necesidades del usuario.
2. *Recomendación:* Una vez que tengamos el perfil del usuario, el sistema encontrará aquellos productos que mejor satisfagan sus necesidades, gustos o preferencias.

En la siguiente sección explicaremos en detalle el modelo.

3.1. Obtener el perfil de usuario

En este paso el sistema de recomendación obtiene el perfil del usuario donde almacenará las necesidades del usuario. Para ello, realizará los siguientes pasos:

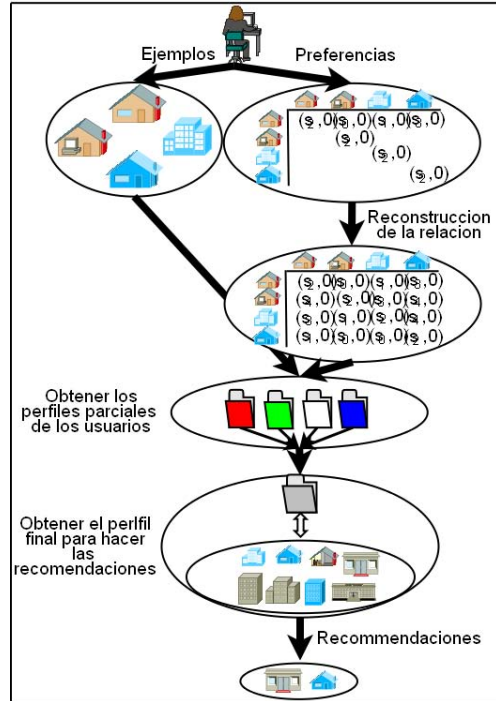


Figura 1: Modelo de sistema de recomendación

1. *Recoger la información de preferencia*
2. *Completar la relación de preferencia*
3. *Obtener el perfil parcial del usuario*
4. *Obtener el perfil del usuario*

A continuación explicamos cada uno de ellos detenidamente.

3.1.1. Recoger la información de preferencia

El usuario proporcionará un conjunto de productos (cuatro o cinco) cercano a sus necesidades. Sea $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ el conjunto de productos que pueden ser recomendados, y $X^u = \{x_1^u, \dots, x_n^u\}$ el conjunto de ejemplos escogidos por el usuario de acuerdo a sus preferencias.

El siguiente paso será proporcionarle al sistema de recomendación una relación de preferencia incompleta sobre los productos que

ha seleccionado. Para construir esta relación de preferencia el usuario seleccionará el producto que representa mejor sus necesidades y lo comparará con el resto de productos seleccionados. Para expresar dichas comparaciones utilizará etiquetas lingüísticas del conjunto de etiquetas S . Al final de este proceso el sistema habrá obtenido un relación de preferencia lingüística incompleta donde sólo estará valorada la primera fila de la misma.

3.1.2. Completar la relación de preferencia

Antes de calcular el perfil de usuario necesitamos rellenar la relación de preferencia lingüística proporcionada por el usuario utilizando el algoritmo presentado en la sección 2. Tras aplicar este algoritmo obtendremos la siguiente relación:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p'_{21} & p_{22} & p'_{23} & p'_{24} \\ p'_{31} & p'_{32} & p_{33} & p'_{34} \\ p'_{41} & p'_{42} & p'_{43} & p_{44} \end{pmatrix}$$

donde cada miembro de la relación estará expresado con términos lingüísticos de S , p_{ij} tendrá los valores asignados por el usuario y representará la preferencia del producto x_j^u sobre el producto x_i^u y p'_{ij} es un elemento calculado mediante el algoritmo.

3.1.3. Obtener el perfil parcial de usuario

La columna j de la relación representa la preferencia de cada uno de los productos x_i^u ($i \neq j$) sobre x_j^u . En este paso, nuestro objetivo es obtener un perfil de usuario parcial relativo al producto x_j^u . Este perfil parcial representa la información de preferencia del usuario relativa al producto x_j^u y que se obtiene de comparar la descripción de este producto con el resto de productos.

Para construir el perfil parcial utilizaremos el operador IOWA propuesto por Yager en [21]. Con este operador agregaremos el vector de características de los otros productos distintos de x_j^u utilizando los elementos conocidos de la relación de preferencia $(p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj})$

que utilizaremos como variables de inducción de orden en la agregación.

El operador IOWA se utiliza para agregar tuplas de la forma (v_i, a_i) donde v_i es conocido como la variable de inducción de orden y a_i es el valor a agregar.

$$F_W(\langle v_1, a_1 \rangle, \dots, \langle v_l, a_l \rangle) = W^T B_v$$

$B_v = (b_1, \dots, b_l)$ es el resultado de ordenar el vector $A = (a_1, \dots, a_l)$ de acuerdo a los valores de las variables de inducción de orden y W^T es un vector de pesos que cumple las siguientes condiciones:

$$W = (w_1, \dots, w_l) \\ w_i \in [0, 1] \quad \forall i \quad \sum_{i=1}^l w_i = 1$$

En nuestro caso, utilizaremos estos operadores para agregar el vector $\{(c_i^1, \dots, c_i^t), \forall i \neq j\}$, los cuales describen los productos $\{x_i^u, \forall i \neq j\}$ siguiendo el orden inducido por los valores $(p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj})$ de la relación de preferencia.

El resultado será un perfil parcial, pp_j de cada producto x_j^u representado como un vector $(c_{pp_j}^1, \dots, c_{pp_j}^t)$ donde cada elemento $c_{pp_j}^k$ se obtiene agregando los elementos $\{c_i^k, \forall i \neq j\}$. Para cada atributo k utilizaremos la siguiente función:

$$c_{pp_j}^k = F_W(\langle p_{1j}, c_1^k \rangle, \dots, \langle p_{nj}, c_n^k \rangle) = W^T B_v$$

Hay diferentes metodos para construir el vector de pesos $W = (w_1, \dots, w_{n-1})$. Podríamos asociarlo con un cuantificador lingüístico [20] o resolver un problema matemático tal y como se explica en [16].

3.1.4. Obtener el perfil de usuario

El siguiente paso es combinar los perfiles parciales para obtener el perfil final de usuario que será el que describa sus necesidades y gustos. En esta fase utilizaremos los mismos operadores que en el caso anterior, el IOWA. De esta forma, agregaremos cada perfil parcial, $(c_{pp_j}^1, \dots, c_{pp_j}^t)$ que hemos obtenido para cada producto ejemplo x_j^u logrando obtener un

perfil final de usuario. Para cada atributo utilizaremos la siguiente función:

$$c_{fp}^k = F'_W (\langle p_1, c_{pp_1}^k \rangle, \dots, \langle p_n, c_{pp_n}^k \rangle) = W'^T B'_v$$

donde el vector $B'_v = (b'_1, \dots, b'_n)$ se obtiene mediante una ordenación creciente de los elementos del conjunto $\{c_{pp_i}^k\}$ tomando como variables de ordenación las variables (p_1, \dots, p_n) . El vector de pesos W' se obtendrá siguiendo uno de los métodos explicados en el paso anterior.

Para calcular los valores de p_j utilizaremos la siguiente función que calcula el grado de dominancia de cada alternativa p_j sobre el resto de alternativas

$$p_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0|j \neq i}^n (\beta_{ji})$$

donde $\beta_{ij} = \Delta^{-1}(p_{ij})$ y donde p_{ij} es una 2-tupla lingüística que representa la preferencia de la alternativa i sobre la alternativa j .

La alternativa más cercana a las preferencias del usuario (la preferida) tendrá el valor más alto, la segunda más cercana el segundo más alto y así sucesivamente.

El perfil final de usuario tendrá la siguiente forma:

$$FP_u = \{c_{fp}^1, \dots, c_{fp}^t\}$$

3.2. Recomendación

Este es el último paso de nuestro modelo. Su objetivo es encontrar los productos más cercanos al perfil final de usuario. Como hemos mencionado anteriormente, tenemos una base de datos de productos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ que contienen todos los elementos que pueden ser recomendados, donde cada producto x_i es descrito por un conjunto de características $x_i = \{c_i^1, \dots, c_i^t\}$. En los pasos anteriores hemos obtenido un perfil final de usuario $FP_u = \{c_{fp}^1, \dots, c_{fp}^t\}$. En esta sección tanto el perfil del usuario, como los vectores que describen los productos serán tratados como vectores compuestos por t atributos definidos en un espacio t -dimensional.

A continuación definiremos una medida de similaridad basada en el coseno de los vectores del perfil del usuario \overline{FP}_u y del producto \overline{x}_i :

$$\text{Similaridad}(FP_u, x_i) = \cos(\overline{FP}_u, \overline{x}_i) =$$

$$\frac{\overline{FP}_u \cdot \overline{x}_i}{\|\overline{FP}_u\| \cdot \|\overline{x}_i\|}$$

La recomendación(es) finales serán aquellos productos que estén más cerca del perfil del usuario. Estos productos serán los que tengan la puntuación más grande y no deben coincidir con los escogidos como ejemplos.

4. Conclusiones

Este modelo de sistema de recomendación basado en conocimiento es una alternativa a los problemas presentados en situaciones donde los modelos clásicos (basados en contenido y colaborativos) no pueden ser utilizados porque el conocimiento que se tiene sobre las preferencias y gustos del usuario es limitado. En estas situaciones la información histórica que se tiene sobre los productos que le han gustado al usuario en el pasado suele ser escasa o nula o no pueden relacionarse con otros usuarios que se encuentren en circunstancias similares.

Por otro lado, esta propuesta presenta algunas ventajas sobre otros sistemas basados en conocimiento entre las cuales destacamos la de la recogida de información sobre las necesidades o preferencias del usuario. Pedimos solo unos pocos ejemplos de lo que él quiere y con esta información definimos el perfil del usuario evitando de esta forma que éste tenga que refinar su perfil.

5. Agradecimientos

Este trabajo está parcialmente subvencionado por los proyectos de investigación TIN-2006-02121, JA031/06 y fondos FEDER.

Referencias

- [1] C. Basu, H. Hirsh, and W. Cohen. Recommendation as classification: Using social and contentbased information in re-

- commendation. In *Proceedings of the Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence*, pages 714–720, 1998.
- [2] P. Bonissone and K. Decker. *Selecting Uncertainty Calculi and Granularity: An Experiment in Trading-Off Precision and Complexity*, chapter Uncertainty in Artificial Intelligence, pages 217–247. North-Holland, 1986.
- [3] R. Burke. Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of Library and Information Systems*, 69(32), 2000.
- [4] R. Burke. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4):331–370, 2002.
- [5] R. D. Burke, K. J. Hammond, and B. C. Young. The findme approach to assisted browsing. *IEEE Expert*, 12(4):32–40, 1997.
- [6] F. Chiclana, F. Herrera, and E. Herrera-Viedma. Integrating three representation models in fuzzy multipurpose decision making based on fuzzy preference relations. *Fuzzy Sets and Systems*, (97):33–48, 1998.
- [7] R. Degani and G. Bortolan. The problem of linguistic approximation in clinical decision making. *International Journal of Approximate Reasoning*, (2):143–162, 1988.
- [8] M. Delgado, J. Verdegay, and M. Vila. On aggregation operations of linguistic labels. *International Journal of Intelligent Systems*, (8):351–370, 1993.
- [9] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki, and D. Terry. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM*, 35(12):61–70, 1992.
- [10] F. Herrera, C. García, L. Martínez, P. Sánchez, and B. Montes. A java based system for evaluating educational skills. In *Proceedings of the Eurofuse Workshop on Data and Knowledge Engineering*, 2004.
- [11] F. Herrera and E. Herrera-Viedma. Linguistic decision analysis: Steps for solving decision problems under linguistic information. *Fuzzy Sets and Systems*, (115):67–82, 2000.
- [12] F. Herrera and L. Martínez. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. *IEEE-FS*, 8(6):746, December 2000.
- [13] J. Kacprzyk. Group decision making with a fuzzy linguistic majority. *Fuzzy Sets and Systems*, 18(2):105–118, 1986.
- [14] B. Krulwich. Lifestyle finder: intelligent user profiling using large-scale demographic data. *AI Magazine*, 18(2):37–45, 1997.
- [15] J. Liu, D. Ruan, and R. Carchon. A linguistic evaluation approach for strengthened safeguards relevant information. In *Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference*, pages 651–656, 2001.
- [16] M. O’Hagan. Aggregating template rule antecedents in real-time expert systems with fuzzy set logic. In *22th Annual IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1988.
- [17] S. Orlovsky. Decision-making with a fuzzy preference relation. *Fuzzy Sets Systems*, 1:155–167, 1978.
- [18] M. J. Pazzani, J. Muramatsu, and D. Billsus. Syskill webert: Identifying interesting web sites. In *AAAI/IAAI, Vol. 1*, pages 54–61, 1996.
- [19] Z. Xu. Incomplete linguistic preference relations and their fusion. *Information Fusion*, 7(3):331–337, 2006.
- [20] R. R. Yager. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 18(1):183–190, 1988.
- [21] R. R. Yager. Induced aggregation operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 137(1):59–69, 2003.