

# **REJA: un sistema de recomendación de restaurantes basado en técnicas difusas**

M.J. Barranco, L.G. Pérez, F. Mata, L. Martínez

*Universidad de Jaén*

## **Resumen:**

*En las últimas décadas, gracias al desarrollo de Internet, el comercio electrónico se ha revelado como una excelente alternativa en determinados sectores que no implican un proceso de distribución costosa: venta electrónica de billetes de avión, paquetes turísticos, entradas para espectáculos, libros, etc. En este ámbito, resulta de especial interés la personalización de los productos ofertados a cada usuario, destacando el uso de los Sistemas de Recomendación. Este tipo de sistemas se han utilizado en websites de Internet para que los usuarios puedan recibir o encontrar productos adecuados a sus necesidades de forma simple y rápida sin la necesidad de navegar por gran cantidad de enlaces web que muestran información de cientos de productos similares de escaso interés para dichos usuarios. En esta contribución se describe un sistema de recomendación híbrido que combina dos modelos, uno colaborativo clásico y otro basado en conocimiento con información lingüística difusa. Este sistema está orientado a usuarios que, ante la disyuntiva de qué restaurante elegir dentro de una determinada zona, faciliten algunas preferencias sobre restaurantes conocidos y el sistema les recomendará otros similares.*

**Palabras clave:** Sistemas de recomendación, Toma de decisiones, Comercio electrónico.

## **1. Introducción**

Los Sistemas de Recomendaciones (SR) constituyen una herramienta de inestimable

ayuda en el ámbito del comercio electrónico. Cuando la oferta de productos de una tienda electrónica es muy grande, los usuarios pueden sentirse desbordados al tener que elegir entre una gran diversidad de alternativas. Los SR son capaces de restringir este conjunto de alternativas y proporcionar al usuario un subconjunto con aquellas que probablemente mejor se ajusten a sus necesidades y gustos.

Son varios los modelos que pueden seguirse para construir un SR: colaborativos (Resnick 1994), basados en contenido (Bezerra 2004), demográficos (Pazzani 1999), basados en conocimiento (Burke 2000) y basados en utilidad (Burke 2002). También se pueden construir sistemas híbridos que utilicen técnicas de varios modelos. Son, por ejemplo, frecuentes los sistemas híbridos basados en contenido y colaborativos como es el caso del sistema propuesto en este trabajo.

Nuestra propuesta tiene como principales características las siguientes:

1. Alta escalabilidad y mejora: El sistema ha sido diseñado para que fácilmente se pueda añadir nuevos restaurantes de otras zonas y además se pueda hibridar con otras técnicas de recomendación.
2. Uso de información lingüística: Uno de los principales inconvenientes de los SR actuales es que fuerzan a utilizar información numérica incluso cuando la naturaleza de la información solicitada es cualitativa. El uso del Enfoque Lingüístico Difuso (Zadeh 1975) nos permite describir esta información con palabras y operar con ellas sin pérdida de precisión.
3. Empleo de técnicas de minimización de recogida de información: Otro problema importante de los SR es la obtención de información por parte del usuario. Por un lado, cuanto más información tengamos del usuario, mejores recomendaciones se podrán realizar, sin embargo, excesivas cuestiones sobre sus gustos, preferencias, etc, puede conllevar que el usuario sienta invadido en su intimidad o que pueda cansarse de aportar información sin recibir ninguna respuesta.

Un prototipo de nuestro sistema aplicado a los restaurantes de Jaén está actualmente en su fase de implantación y experimentación y puede encontrarse en la dirección WEB <http://trantor.ujaen.es/~mafer/joomla/>.

Esta contribución se ha estructurado de la siguiente forma. En la Sección 2 revisaremos conceptos relaciones con el Enfoque Lingüístico Difuso por su importancia dentro de nuestra propuesta. En la Sección 3 describimos las distintas partes que constituyen el sistema. En la Sección 4 presentamos un ejemplo de funcionamiento del sistema y finalizaremos con una serie de conclusiones en la Sección 5.

## **2. Preliminares**

### **2.1 Enfoque lingüístico difuso**

En el mundo real nos podemos encontrar aspectos que pueden ser fácilmente descritos con números debido a su naturaleza cuantitativa, pero también nos podemos encontrar con aspectos difícilmente evaluables con valores numéricos, ya que, su evaluación esta afectada por problemas de incertidumbre o vaguedad. Este tipo de inconvenientes suele aparecer, por ejemplo, cuando evaluamos objetos, características o aspectos relacionados con percepciones de los seres humanos. En estos casos puede ser más apropiado utilizar palabras del lenguaje natural (muy alto, feo, bonito, agrio, poco salado,...) en lugar de valores numéricos.

Tal y como presentan Herrera (2000a) y Xu (2004), el Enfoque Lingüístico Difuso ha demostrado ser una técnica adecuada para modelar este tipo de información. Para representar esta información, este enfoque introducido por Zadeh (1975) hace uso de variables lingüísticas cuyo dominio de expresión son conjuntos de palabras o términos lingüísticos. Una variable lingüística se caracteriza por un valor sintáctico o etiqueta y por un valor semántico o significado. La etiqueta es una palabra o frase perteneciente a un conjunto de términos lingüísticos y el significado de dicha etiqueta viene dado por un subconjunto difuso en un universo del discurso. Por ejemplo, un usuario podría utilizar el conjunto de términos lingüísticos  $S = \{\text{Muy malo, Malo, Mediocre, Bueno, Muy bueno}\}$  para valorar la comida de un restaurante. En Zadeh (1975) podemos encontrar una definición formal de una variable lingüística.

### **2.2 Relaciones de preferencia**

Las relaciones de preferencia son estructuras muy utilizadas en problemas de toma de decisión (Herrera 1996 y Fan 2005) y se utilizan para representar la preferencia entre pares de alternativas  $x_i R x_j$ , donde  $R$  es una relación binaria que mide la intensidad o el grado con que una alternativa  $x_i$  es preferida sobre otra alternativa  $x_j$ .

Una relación de preferencia individual se representa como una matriz  $P \subset X \times X$  donde el valor  $p_{ij}$  representa el grado de preferencia de la alternativa  $x_i$  sobre la alternativa  $x_j$ .

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix}$$

Es frecuente encontrarse relaciones de preferencia incompletas donde un usuario sólo expresa algunas valoraciones entre alternativas. En este caso es preciso completar el resto de valoraciones para obtener resultados coherentes. En Herrera-Viedma (2004) y Alonso (2008) podemos encontrar distintos algoritmos que permiten realizar esta labor.

### 3. Características y funcionalidad del sistema reja

El sistema propuesto en este trabajo sigue un modelo de recomendación híbrido que combina las característica de un modelo colaborativo y basado en conocimiento, en el cual hemos introducido técnicas pertenecientes a la Lógica Difusa para poder trabajar con información imprecisa.

#### 3.1. Sistema de recomendación colaborativo

Un SR colaborativo basa sus recomendaciones en términos de similitud entre los usuarios. Por lo tanto, requiere cierta información histórica referente a las elecciones que en el pasado realizaron otros usuarios. Su funcionamiento es el siguiente:

1. El sistema guarda un perfil de cada usuario con sus respectivas evaluaciones.
2. Mide el grado de similitud entre los distintos usuarios del sistema en base a sus

perfiles y se crean grupos de usuarios con características afines.

3. El sistema usa toda la información obtenida en los pasos anteriores para realizar las recomendaciones. A cada usuario le recomendará restaurantes que aún no haya evaluado y que hayan sido evaluados de manera positiva por el resto de miembros de su grupo.

### 3.2. Sistema de recomendación basado en conocimiento

Un SR basado en conocimiento se caracteriza porque genera sus recomendaciones a partir de la información dada en ese momento por el usuario, normalmente mediante ejemplos en este caso de restaurantes. Es útil en aquellas situaciones en las que la información histórica sobre el usuario (las valoraciones de los restaurantes que ha visitado) o bien no existe, o bien el usuario no quiere que se emplee porque no está relacionado con las necesidades actuales. Su propósito es recomendar restaurantes a sus usuarios una vez estos hayan declarado sus necesidades. El usuario puede proporcionar estas necesidades siguiendo una de las siguientes alternativas:

1. Mediante un ejemplo donde aparece reflejado lo que necesita.
2. Estableciendo los parámetros de la búsqueda: En este caso el usuario expresa sus necesidades valorando distintos aspectos. Estas valoraciones podrán ser lingüísticas o numéricas dependiendo de la naturaleza del aspecto valorado.
3. Proporcionando un conjunto de preferencias sobre un conjunto dado de ejemplos: El usuario debe elegir un restaurante que sea de su agrado. El sistema le mostrará una lista con otros restaurantes. A continuación, el usuario tendrá que comparar y definir las preferencias entre el restaurante elegido por él y los presentados por el sistema.

Así, dado el conjunto de todos los restaurantes,  $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ , cada restaurante  $x_i \in X$  está descrito por un conjunto de características (calidad del servicio, tipo de restaurante, ...) que definen las peculiaridades de cada restaurante y que denominaremos vector de características  $C = \{c_i^1, \dots, c_i^t, c_i^{t+1}, \dots, c_i^r\}$ . En este vector diferenciamos dos tipos de atributos:

- Atributos esenciales,  $C_A = \{c_i^1, \dots, c_i^t\}$ , son utilizados en la fase de recomendación para

determinar el grado de satisfacción de ese producto con respecto al perfil de usuario. Estos atributos se caracterizan principalmente por representar características esenciales y porque los valores que pueden tomar pertenecen a un conjunto de etiquetas que están ordenadas porque representan distintas graduaciones del atributo en cuestión (precio = alto). Cuando hablamos de atributos esenciales hablamos, en general, de los atributos que más información aportan sobre la calidad del producto o de los servicios que ofrecen.

- Atributos de filtrado,  $C_F = \{c_i^{t+1}, \dots, c_i^r\}$ , son utilizados en la fase de filtrado para descartar aquellos productos que en dichos atributos no se parecen al ejemplo elegido como favorito.

Dependiendo de como exprese el usuario sus necesidades, el sistema llevará a cabo un conjunto de pasos u otro para generar las recomendaciones. Así, por ejemplo, si el usuario proporciona un ejemplo, o declara sus necesidades de forma explícita, la obtención del perfil del usuario es trivial y directamente se pasa a la fase de filtrado y posteriormente a la de recomendación. Si el por el contrario, escoge la tercera alternativa, el sistema deberá seguir una serie de pasos para definir el perfil de usuario antes de pasar a las fases de filtrado y recomendación. Esta alternativa solo requiere una pequeña cantidad de información por parte de los usuarios para realizar las recomendaciones, y los usuarios no necesitan llevar a cabo ningún paso para refinar su búsqueda. Otra de las ventajas que presenta esta alternativa, es que la búsqueda de las recomendaciones está guiada por cuatro ejemplos, y no por uno, por lo que es mucho más probable que esta produzca mejores resultados al no ceñirse únicamente de la descripción de un ejemplo.

El funcionamiento del modelo basado en conocimiento puede resumirse en las siguientes fases:

1. Obtener el perfil de usuario: El sistema recogerá la información sobre las necesidades del usuario.
2. Filtrado de los productos de la base de datos: aquellos items que no satisfacen mínimamente las necesidades del usuario son descartados y no podrán ser recomendados.
3. Recomendación: Una vez que hemos desechado aquellos productos que no son

interesantes para el usuario, el sistema ha de encontrar y recomendar aquellos productos que mejor satisfagan sus necesidades, gustos o preferencias.

#### 4. Ejemplo de funcionamiento de REJA

A continuación explicaremos brevemente el funcionamiento de REJA mediante un ejemplo. La primera vez que conectemos con el sitio web veremos una pantalla como la que se puede ver en la Figura 1.

Figura 1: REJA: Pantalla de presentación



Los restaurantes que vamos a recomendar los representaremos como el conjunto  $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ , donde cada elemento tiene asociado un vector de características  $C = \{c_1 = \text{Calidad servicio}; c_2 = \text{Cantidad}; c_3 = \text{Cocina}; c_4 = \text{Tipo de restaurante}\}$

Para valorar cada uno de estos atributos usaremos los siguientes conjuntos de etiquetas lingüísticas:

- Calidad servicio:  $S_p = \{s_0^p = \text{Muymalo}, s_1^p = \text{Malo}, s_2^p = \text{Normal}, s_3^p = \text{Bueno}, s_4^p = \text{Muybueno}\}$
- Cantidad:  $S_{ca} = \{s_0^{ca} = \text{Muy poca}, s_1^{ca} = \text{Poca}, s_2^{ca} = \text{Media}, s_3^{ca} = \text{Abundante}, s_4^{ca} = \text{Mucha}\}$
- Cocina:  $S_{co} = \{s_0^{co} = \text{Española}, s_1^{co} = \text{Francesa}, s_2^{co} = \text{China}, s_3^{co} = \text{Tailandesa}\}$
- Tipo de restaurante:  $S_t = \{s_0^t = \text{Buffet libre}, s_1^t = \text{Clasico}, s_2^t = \text{Familiar}\}$

El conjunto de etiquetas que utilizará el usuario para comparar los elementos será el siguiente:

$$S = \{s_0 = \text{Muybajo}, s_1 = \text{Bajo}, s_2 = \text{Indiferente}, s_3 = \text{Alto}, s_4 = \text{Muyalto}\}$$

El sistema dispondrá de una base de datos con información sobre los restaurantes a recomendar tal como se muestra en la figura Tabla 1.

**Tabla 1: Base de datos de restaurantes**

	$c_1 = \text{Calidad servicio}$	$c_2 = \text{Cantidad}$	$c_3 = \text{Cocina}$	$c_4 = \text{Tipo de restaurante}$
$x_1 = \text{Santo Reino}$	Muy malo	Poca	Española	Clásico
$x_2 = \text{Los Olivares}$	Malo	Media	Española	Clásico
$x_3 = \text{Villatorres}$	Normal	Media	Española	Familiar
$x_4 = \text{Thai - An}$	Muy bueno	Media	Tailandesa	Buffet Libre
$x_5 = \text{La Gndola}$	Muy bueno	Poca	Española	Familiar
$x_6 = \text{Torre de los Llanos}$	Muy malo	Abundante	Española	Familiar
$x_7 = \text{Gran muralla}$	Normal	Mucha	China	Familiar
...	...	...	...	...
$x_h = \text{Pekin}$	Bueno	Media	China	Clásico
...	...	...	...	...
$x_l = \text{Nuyra}$	Normal	Media	Española	Buffet Libre
...	...	...	...	...
$x_m = \text{Le Petit Bistrot}$	Muy bueno	Abundante	Francesa	Clásico

Para comparar los valores lingüísticos de los atributos Cocina y Tipo de Restaurante usaremos las tablas 2 y 3. La comparación del atributo Cocina podrá toma valores del conjunto de etiquetas  $S_{\text{Cocina}} = \{\text{Iguales; Similares; Distinta; Muy distinta}\}$  y los de Tipo de restaurante  $S_{\text{TipoRst}} = \{\text{Iguales; Parecidos; Difieren}\}$ .

**Tabla 2: Tabla de comparación para el atributo Cocina**



	Española	Francesa	China	Tailandesa
Española	Iguals	Similares	Muy distinta	Muy distinta
Francesa	Similares	Iguals	Muy distinta	Muy distinta
China	Muy distinta	Muy distinta	Iguals	Distinta
Tailandesa	Muy Distinta	Muy distinta	Distinta	Iguals

**Tabla 3: Tabla de comparación para el atributo Tipo de restaurante**

	Familiar	Clásico	Buffet Libre
Familiar	Iguals	Parecidos	Difieren
Clásico	Parecidos	Iguals	Difieren
Buffet Libre	Difieren	Difieren	Iguals

A continuación explicaremos qué pasos debemos seguir para generar una recomendación.

#### 4.1 Obtener el perfil de usuario a partir de las relaciones de preferencia

Como hemos visto anteriormente, existen tres maneras de obtener el perfil de un usuario:

- i) Mediante un ejemplo.
- ii) Estableciendo los parámetros de búsqueda.
- iii) Proporcionando relaciones de preferencias sobre un conjunto dado de ejemplos.

Las opciones i) y ii) son relativamente simples y permiten pasar directamente a la fase de filtrado y posteriormente a las recomendaciones, mientras que la opción iii) es más compleja pero a la vez es la que proporciona mejores resultados requiriendo una mínima cantidad de información por parte del usuario. Por lo tanto, en las siguientes subsecciones explicaremos con más detalle la construcción del perfil de usuario a partir de relaciones de preferencia.

##### 4.1.1 Recoger la información de preferencia

Al usuario se le ofrecerá un subconjunto  $X'$  con los restaurantes más conocidos entre

los que se debe encontrar alguno que él ya haya evaluado anteriormente o sobre el que tenga algún tipo de referencia, por ejemplo:

$$X' = \{Santo Reino, Los Olivares, La Gondola, Thai - An, Pekin, Le Petit Bistrot\}$$

De este subconjunto el usuario debe elegir uno que hará la función de ejemplo de restaurante “conocido” por el usuario y el sistema añadirá otros tres más (dos ya valorados por el usuario y otro completamente diferente). En este caso el usuario selecciona como restaurante el Santo Reino y el sistema añade La Góndola, Los Olivares (restaurantes valorados anteriormente) y por último el más alejado al seleccionado por el usuario, el restaurante Thai-An.

$$X^u = \{Santo Reino; La Góndola; Los Olivares; Thai- An\}.$$

A continuación el usuario expresará sus preferencias sobre este conjunto de alternativas  $X^u$  utilizando una relación de preferencia incompleta donde sólo tiene que completar la primera fila usando las etiquetas del conjunto  $S$ :

$$P = \begin{pmatrix} s_2 & s_0 & s_1 & s_3 \\ & s_2 & & \\ & & s_2 & \\ & & & s_2 \end{pmatrix}$$

#### 4.1.2 Completar la relación de preferencia

El sistema rellena la relación de preferencia incompleta y obtiene una relación de preferencia completa  $P'$ , donde cada  $p_{ij}$  es la preferencia de la alternativa  $x_i$  sobre  $x_j$  expresada por un par de valores  $(s_i, \alpha)$ , que denominados 2-tupla (Herrera 2000b), donde  $\alpha \in [-0.5, 0.5)$  es la desviación por la izquierda y por la derecha del valor  $p_{ij}$  con respecto a la etiqueta  $s_i$ .

$$P' = \begin{pmatrix} (s_2, 0) & (s_0, 0) & (s_1, 0) & (s_3, 0) \\ (s_3, 0.5) & (s_2, 0) & (s_3, 0) & (s_4, 0) \\ (s_3, -0.47) & (s_1, 0) & (s_2, 0) & (s_3, 0.17) \\ (s_2, -0.41) & (s_0, 0) & (s_1, -0.17) & (s_2, 0) \end{pmatrix}$$

A partir de la relación de preferencias  $P'$  y aplicando un proceso de agregación basado en el operador difuso IOWA (Yager 2003), se obtiene el perfil final del usuario representado de la siguiente forma

$$FP_U = \{(s_3^p, 0.01), (s_1^{ca}, 0.33), \text{Española}, \text{Clásico}\}$$

donde los dos primeros valores hacen referencia a los atributos esenciales  $C_A$  y los dos restantes a los atributos de filtrado  $C_F$ .

#### 4.2. Filtrado de los restaurantes de la base de datos

A continuación se lleva a cabo la fase de filtrado donde se eliminan los restaurantes más alejados de los atributos de filtrado, que en nuestro caso son  $C_F = \{\text{Española}; \text{Clásico}\}$ . De esta forma la base de datos de restaurantes quedaría tal y como puede verse en la tabla 4, donde los restaurantes filtrados aparecen tachados. Los restaurantes restantes pasarán a la fase de recomendación.

**Tabla 4: Base de datos de restaurantes tras el filtrado**

	<i>c1=Calidad servicio</i>	<i>c2=Cantidad</i>	<i>c3=Cocina</i>	<i>c4=Tipo de restaurante</i>
$x_1 = \text{Santo Reino}$	Muy bueno	Poca	Española	Clásico
$x_2 = \text{Los Olivares}$	Malo	Media	Española	Clásico
$x_3 = \text{Villatorres}$	Normal	Media	Española	Familiar
$x_4 = \text{Thai An}$	Muy bueno	Media	<del>Tailandesa</del>	<del>Buffet Libre</del>
$x_5 = \text{La Góndola}$	Muy bueno	Poca	Española	Familiar
$x_6 = \text{Torre de los Llanos}$	Muy malo	Abundante	Española	Familiar
$x_7 = \text{Gran muralla}$	Normal	Mucha	<del>China</del>	Familiar
...	...	...	...	...
$x_8 = \text{Pekin}$	Bueno	Media	<del>China</del>	Clásico
...	...	...	...	...
$x_9 = \text{Muyra}$	Normal	Media	Española	<del>Buffet Libre</del>
...	...	...	...	...
$x_m = \text{Le Petit Bistrot}$	Muy bueno	Abundante	Francesa	Clásico

### 4.3. Recomendación

En esta fase el SR utiliza los atributos  $C_A$  del perfil de usuario para calcular la similitud con los restaurantes que han pasado la fase de filtrado, descartamos aquellos cuya similitud sea inferior a un determinado umbral de fijado inicialmente y para este caso hemos fijado en 0.75.

**Tabla 8: Similitud con respecto al perfil del usuario**

	similitud
$x_5$	0,98
$x_m$	0,97
$x_3$	0,93
$x_2$	0,77
$x_1$	0,40
$x_0$	0,40
...	...

El resultado es un listado de restaurantes ordenados respecto a la similitud del perfil de usuario,  $\{x_5; x_m; x_3; x_2\}$ . Finalmente, como resulta que tanto  $x_5$ =La Góndola como  $x_2$ =Los Olivares ya han sido visitados anteriormente, el SR recomendaría visitar los restaurantes:

$$\{x_m=\text{Le Petit Bristol}, x_3=\text{Villatorres}\}$$

## 5. Conclusiones

En esta contribución se ha presentado un sistema de recomendación para restaurantes de la provincia de Jaén. En este sistema se ha tenido en cuenta que nos podemos encontrar con situaciones en donde no existe información histórica sobre las preferencias de los usuarios o bien los usuarios no tienen un conocimiento preciso sobre los restaurantes o el tipo de restaurantes que les gustaría visitar. Este tipo de situaciones, aún siendo habituales en el mundo real, no pueden ser resueltos satisfactoriamente por sistemas de recomendación tradicionales debido a que éstos son incapaces de generar recomendaciones si la información disponible es escasa y/o no es precisa.

En nuestra propuesta se han implementado dos modelos de sistemas de recomendación.

Por un lado un modelo colaborativo para usuarios habituales del sistema, por otro lado, un modelo basado en conocimiento para aquellos usuarios que han interactuado poco con el sistema. El sistema de recomendaciones propuesto es capaz de generar recomendaciones a partir de las descripciones de un restaurante propuesto por el usuario comparándolo con el resto de restaurantes almacenados en la base de datos utilizando técnicas y mecanismos pertenecientes al ámbito de la Lógica Difusa.

## Referencias

- Alonso, S., Chiclana, F., Herrera, F., Herrera-Viedma, E., Alcalá-Fdez, J. and Porcel, C. (2008) A consistency-Based Procedure to Estimate Missing Pairwise Preference Values, *Int. Journal of Intelligent Systems*, Vol 23, 155-175.
- Bezerra, B.L.D., and Carvalho, F. de A.T. (2004) A symbolic approach for content-based information filtering. *Information Processing Letters*, 92 (1)
- Burke, R.D., (2000) Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of Library and Information Systems*, 69(32), 2000.
- Burke, R.D. (2002) Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4):331-370.
- Chen, S.J. and Hwang, C.L. (1992) *Fuzzy multiple attribute decision-making methods and applications*. Springer-Verlag.
- Fan, Z.P and Chen, X. (2005) Consensus measures and adjusting inconsistency of linguistic preference relations in group decision making. *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 3613:130-139.
- Herrera, F., Herrera-Viedma, E. and Verdegay J.L. (1996) A model of consensus in group decision making under linguistic assessments. *Fuzzy Sets and Systems*, 79:73-87.
- Herrera, F., Herrera-Viedma, E. and Martínez, L. (2000a) A fusion approach for managing multi-granularity linguistic term sets in decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, (114) 43-58.
- Herrera, F. and Martínez, L. (2000b) A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(6):746\_752.
- Herrera-Viedma, E., Herrera, F., Chiclana, F. and Luque, M. (2004) Some issues on consistency of fuzzy preference relations, *European Journal of Operational Research*,

154, 98-109.

- Pazzani, M.J. (1999) A framework for collaborative, content-based and demographic filtering. *Artificial Intelligence Review*, 13(5-6):393-408.
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstorm, P., and Riedl, J. (1994) Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. *Int. Proceedings of ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pages 175-186, Chapel Hill, North Carolina.
- Xu, Z.S. (2004) A method based on linguistic aggregation operators for group decision making with linguistic preference relations. *Information Science*, 166:19-30.
- Yager, R.R. (2003) Induced aggregation operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 137(1):59-69.
- Zadeh, L.A. (1975) The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-i, ii, iii. *Information Sciences*, 8-9:199-249, 301-357, 43-80.
- Zadeh, L.A. (1996) Fuzzy logic = computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(2):103-111.