

## Modelo de recomendación de productos basado en computación con palabras y operadores OWA

### [ A product recommendation model based on computing with word and OWA operators ]

Janet Bonilla Freire<sup>1</sup>, Mario Mata Villagomez<sup>1</sup>, Mario Alfredo Sánchez Delgado<sup>2</sup>, and Miriam Peña González<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Facultad de Ciencias Administrativas,  
Universidad de Guayaquil,  
Guayaquil, Guayas, Ecuador

<sup>2</sup>Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas,  
Universidad de Guayaquil,  
Guayaquil, Guayas, Ecuador

---

Copyright © 2016 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** Despite its usefulness and high impact there is shortcomings in knowledge based recommendation models. Among its limitations are lack of flexible models, the inclusion of linguistic information and the correct weighting of the factors involved for computing a global similarity. In this paper a new knowledge based recommendation models based on the 2-tuple linguistic representation model and OWA operators is presented. It includes data base construction, vector weights determination, client profiling, products filtering and recommendation generation. Its implementation make possible to improve reliability and interpretability in recommendations. And illustrative example is shown to demonstrate the model applicability.

**KEYWORDS:** recommendation systems, OWA operators, computing with word, 2-tuples.

**RESUMEN:** A pesar de su potencial impacto persisten insuficiencias en el tratamiento del proceso de recomendación basados en conocimiento. Entre ellas se destacan la falta de modelos flexibles, el tratamiento de la información lingüística y la correcta ponderación de los distintos factores que intervienen para el cálculo de la similitud global. En el presente trabajo se propone un nuevo modelo para el proceso de recomendación basado en el modelo de representación lingüística de 2-tuplas y en el operador OWA. Incluye el proceso de obtención de la base de datos, la determinación vector de pesos, el perfilado del usuario, el filtrado de los productos y la generación de recomendaciones. Su implementación posibilita mejorar la fiabilidad y la interpretabilidad en las recomendaciones de las de productos. Se desarrolla un ejemplo ilustrativo con el propósito de demostrar la aplicabilidad del modelo.

**PALABRAS CLAVE:** sistemas de recomendación, operadores OWA, computación con palabras, 2-tuplas.

## 1 INTRODUCCIÓN

Los modelos de recomendación basada en conocimiento intentan sugerir objetos haciendo inferencias sobre las necesidades de un usuario y sus preferencias [1, 2]. El enfoque basado en conocimiento se distingue en el sentido que usan

conocimiento sobre cómo un objeto en particular puede satisfacer las necesidades del usuario, y por lo tanto tiene la capacidad de razonar sobre la relación entre una necesidad y la posible recomendación. Se basan en la construcción de perfiles de usuario como una estructura de conocimiento que apoyen la inferencia [2].

A pesar de su utilidad e impacto, persisten insuficiencias en el tratamiento del proceso de recomendación basado en conocimiento, afectando de forma negativa en la fiabilidad de los resultados obtenidos. Entre ellas se destacan:

- Existe falta de tratamiento adecuado de la vaguedad y la inclusión de información lingüística difusa.
- No se maneja adecuadamente la selección y ponderación de los atributos que conforman cada caso.

En el presente trabajo se propone un modelo de recomendación basado en conocimiento utilizando el modelo de representación lingüística de las 2-tuplas y su hibridación con el método con los operadores OWA.

El artículo continúa de la siguiente forma: en la sección 2 se discute el enfoque lingüístico difuso, a continuación se analizan el operador OWA. Se presenta el modelo propuesto y un ejemplo demostrativo en secciones 4 y 5 respectivamente. El trabajo finaliza con las conclusiones y recomendaciones de trabajo futuro.

## 2 ENFOQUE LINGÜÍSTICO DIFUSO

La computación con palabras es una metodología que permite realizar un proceso de computación y razonamiento utilizando palabras pertenecientes a un lenguaje en lugar de emplear números. Esta metodología permite crear y enriquecer modelos de recomendación en los cuales la información vaga e imprecisa [3] puede ser representada mediante variables lingüísticas.

Dentro de los modelos propuestos la representación lingüística de 2-tuplas[4] permite realizar procesos de computación con palabras evitando la pérdida de información, utilizando el concepto de traslación simbólica. Este modelo de representación ha sido aplicado con éxito en múltiples sistemas y modelos de recomendación [2, 5]. Debido a sus características y a su facilidad de uso, los autores de la presente investigación consideran este modelo como el más adecuado para el manejo de información lingüística en sistemas de recomendación. .

Sea  $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$  un conjunto de términos lingüísticos y  $\beta \in [0, g]$  un valor en el intervalo de granularidad de  $S$ . La traslación simbólica de un término lingüístico,  $s_i$ , es un número valorado en el intervalo  $[-.5, .5)$  que expresa la diferencia de información entre una cantidad de información expresada por el valor  $\beta \in [0, g]$ , obtenido en una operación simbólica y el valor entero más próximo,  $i \in \{0, \dots, g\}$  que indica el índice de la etiqueta lingüística ( $s_i$ ) más cercana en  $S$  [6].

A partir del concepto anterior se desarrolla un nuevo modelo de representación de la información lingüística el cual hace uso de un par de valores (2-tuplas). Este modelo de representación define un conjunto de funciones que facilitan las operaciones sobre estas 2-tuplas.

Sea  $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$  un conjunto de términos lingüísticos y  $\beta \in [0, g]$  un valor que representa el resultado de una operación simbólica, entonces la 2-tupla lingüística que expresa la información equivalente a  $\beta$ , se obtiene usando la función:

$$\Delta: [0, g] \rightarrow S \times [-.5, .5)$$

$$\Delta(\beta) = (s_i, \alpha), \text{ con } \begin{cases} s_i, & i = \text{round}(\beta) \\ \alpha = \beta - i, & \alpha \in [-.5, .5) \end{cases} \quad (1)$$

Donde  $\text{round}$  es el operador usual de redondeo,  $s_i$ , es la etiqueta con índice más cercano a  $\beta$  y  $\alpha$  es el valor de la traslación simbólica [6]. Cabe señalar que  $\Delta^{-1}: \langle S \rangle \rightarrow [0, g]$  es definida como  $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = i + \alpha$ . De este modo, una 2-tupla lingüística  $\langle S \rangle$  queda identificada con su valor numérico en  $[0, g]$ .

## 3 OPERADOR OWA

La familia de operadores OWA (ordered weighted averaging o traducido al español media ponderada ordenada)[7]. Este método unifica los criterios clásicos de decisión con incertidumbre en un solo modelo. Es decir, esta unificación abarca los criterios optimista, el pesimista, el de Laplace y el de Hurwicz en una sola expresión [8].

Este operador puede ser definido de la forma siguiente:

**Definición 1** .Un operador OWA es una función  $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de dimensión  $n$  si tiene un vector asociado  $W$  de dimensión  $n$  con  $w_j \in [0, 1]$  y  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ , de forma tal que:

$$F(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j \tag{2}$$

Donde  $b_j$  es el  $j$ -ésimo más grande de los  $a_j$ .

El vector de pesos asociado al operador OWA puede ser determinado de modo funcional [9]. Dentro de este enfoque se destaca el empleo de los cuantificadores regulares no decrecientes Q[9].

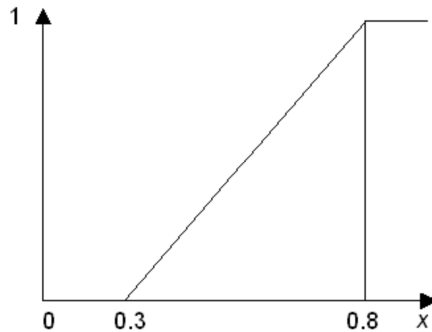


Fig. 1. Cuantificador lingüístico "Muchos" [10]

Los cuantificadores (Q) pueden ser empleados para generar los pesos de operador OWA utilizando la siguiente expresión:

$$w_i = Q\left(\frac{i}{n}\right) - Q\left(\frac{i-1}{n}\right) \tag{3}$$

#### 4 MODELO PROPUESTO

A continuación se presenta el flujo de trabajo propuesto (Figura 2). Se basa fundamentalmente en la propuesta de Cordón [2] para sistemas de recomendación basados en conocimiento permitiendo flexibilidad en cuanto la agregación de la similitud los atributos del perfil del usuario con respecto a la descripción producto mediante el empleo del operador OWA.

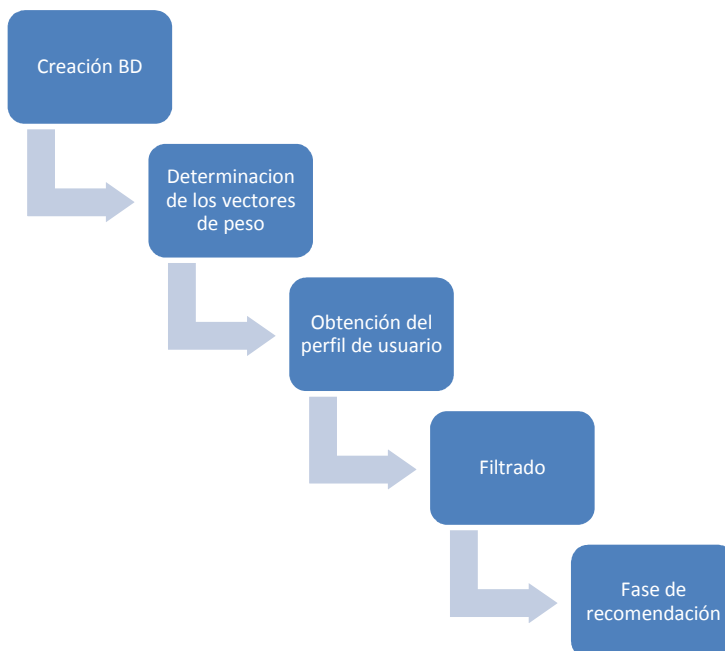


Fig. 2. Flujo de trabajo del modelo propuesto

La descripción detallada de cada una de sus actividades y del modelo matemático que soporta la propuesta se presenta a continuación.

**Creación de la base de datos con los perfiles de los productos**

Cada una de los productos  $a_i$  estará descrita por un conjunto de características que conformarán el perfil de los productos.

$$C = \{c_1, \dots, c_k, \dots, c_l\} \tag{4}$$

Este perfil puede ser obtenido de forma manual automática o semiautomática:

$$F_{a_j} = \{v_1^j, \dots, v_k^j, \dots, v_l^j\}, j = 1, \dots, n \tag{5}$$

Las valoración de las características de los producto,  $a_j$ , estarán expresadas utilizando la escala lingüística  $S, v_k^j \in S$  donde  $S = \{s_1, \dots, s_g\}$  es el conjunto de término lingüísticos definidos para evaluar la característica  $c_k$ ,

Una vez descritas el conjunto de productos

$$A = \{a_1, \dots, a_j, \dots, a_n\} \tag{6}$$

estas serán almacenadas por el sistema en una base de datos.

**Determinación del vector de pesos**

En este caso se sugiere que el vector de pesos( $W$ ) asociado al operador OWA sea determinado por un cuantificador regular no decreciente  $Q$ [9].

Si  $Q$  es una Cuantificador Incremental Monótono Regular (RIM pos sus siglas en inglés) entonces el valor agregado de la alternativa  $x = (a_1, \dots, a_n)$  esta dado por  $F_q(a_1, \dots, a_n)$ , donde  $F_q$  es un operador OWA derivado de  $Q$ .

**Obtención del perfil del usuario**

En esta actividad se obtiene la información del usuario sobre las preferencias de estos almacenándose en un perfil:

$$P_e = \{p_1^e, \dots, p_k^e, \dots, p_l^e\} \tag{7}$$

Dicho perfil estará integrado por un conjunto de atributos:

$$C^e = \{c_1^e, \dots, c_k^e, \dots, c_l^e\} \tag{8}$$

Donde  $c_k^e \in S$

**Filtrado de las de los productos**

En esta actividad se filtran los productos de acuerdo al perfil del usuario para encontrar cuáles son las más adecuadas para este.

Con este propósito se calcula la similitud entre perfil de usuario,  $P_e$  y cada producto  $a_j$  de la base de datos. Para el cálculo de la similitud total se emplea la siguiente expresión:

$$d_j = d(P_e, a_j) = OWA(V_{sim}(P_e, a_j)) \tag{9}$$

Donde  $OWA$  es un operador con el vector de pesos  $W$ .

$V_{sim}(P_e, a_j) = \{sim(p_1^e, v_1^j), \dots, sim(p_k^e, v_k^j), \dots, sim(p_l^e, v_l^j)\}$  es un vector que contiene la similitud de todos los atributos del perfil del usuario con respecto a la descripción de los productos  $a_j$ .

La función  $sim$  calcula la similitud entre los valores de los atributos del perfil de usuario y la  $y$  de los productos,  $a_j$ , es definida como [11]:

$$sim(p_k^e, v_k^j) = 1 - \frac{|\beta_k^{P_e} - \beta_k^{a_j}|}{g} \tag{10}$$

**Recomendación**

Una vez calculada la similitud entre el perfil del usuario y el BD de cada uno de los productos se ordenan de acuerdo a la similitud obtenida lo cual queda representado por el siguiente vector de similitud.

$$D = (d_1, \dots, d_n) \tag{9}$$

Los mejores serán aquellos que mejor satisfagan las necesidades del perfil del usuario (con mayor similitud).

**5 EJEMPLO DEMOSTRATIVO**

A continuación se presenta un ejemplo demostrativo basado en [12], supongamos una base de datos:

$$A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$$

Descrito por el conjunto de atributos

$$C = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5\}$$

Mediante el cuantificador lingüístico muchos [10] se obtiene el siguiente vector de pesos  $W=[0, 0, 0.333, 0.333, 0.333]$ ,

Los atributos se valorarán en la siguiente escala lingüística (Tablas 1).

**Tabla 1. Escala lingüística empleada.**

No	Etiquetas	Funciones de pertenencia
$s_0$	Cero (C)	(0.0,0.0,0.25)
$s_1$	Positivamente débil (PD)	(0.0,0.25,0.50)
$s_2$	Positivamente medio (PM)	(0.25,0.50,0.75)
$s_3$	Positivamente fuerte (PF)	(0.50,0.75,1)
$s_4$	Positivamente muy fuerte (PMF)	(0.75,1,1)

La vista de la base de datos utilizado en este ejemplo, la podemos ver en la Tabla 2.

**Tabla 2. Base de datos de productos.**

	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$
$a_1$	$s_2$	$s_1$	$s_4$	$s_1$	$s_4$
$a_2$	$s_3$	$s_3$	$s_1$	$s_2$	$s_3$
$a_3$	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_2$	$s_1$
$a_4$	$s_4$	$s_1$	$s_4$	$s_1$	$s_3$
$a_5$	$s_3$	$s_4$	$s_3$	$s_3$	$s_2$

Si un usuario  $u_e$ , desea recibir la recomendaciones del sistema deberá proveer información al mismo mostrando sus preferencias. En este caso:

$$P_e = \{s_2, s_4, s_3, s_2, s_1\}$$

El siguiente paso en nuestro ejemplo es el cálculo de la distancia entre el perfil de usuario y los productos almacenadas en la base de datos.

**Tabla 3. Similitud entre los atributos de la base de datos y el perfil del usuario**

	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$
$a_1$	1	0,25	0,75	0,75	0,25
$a_2$	0,75	0,75	0,5	1	0,5
$a_3$	0,75	0,5	1	1	1
$a_4$	0,5	0,25	0,75	0,75	0,5
$a_5$	0,75	1	1	0,75	0,75

El último paso de esta fase es el cálculo de la similitud entre los productos de la base de datos y el perfil en este caso usando el OWA y el vector de pesos W.

**Tabla 4. Distancia entre los productos y el perfil de usuario**

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$a_5$
0,41625	0,58275	0,74925	0,41625	0,74925

En la fase de recomendación se recomendará aquellos productos que más se acerquen al perfil del usuario. Un ordenamiento de los productos basado en esta comparación sería el siguiente.

$$\{a_5, a_3, a_2, a_1, a_4\}$$

En caso de que el sistema recomendara los dos productos más cercanos, estas serían las recomendaciones:

$$a_5, a_3$$

## 6 CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un modelo de recomendación productos siguiendo el enfoque basado en conocimiento. El mismo se basa en el empleo de la computación con palabras para la construcción del perfil de usuario y la base de datos y el empleo del operador OWA calculando el vector de pesos mediante cuantificadores lingüísticos.

Trabajo futuros estarán relacionados con la creación de la base de datos a partir de múltiples expertos así como la obtención de los pesos de las características utilizando valoraciones en grupo. Adicionalmente se trabajará en la inclusión de modelos de agregación más complejos así como la hibridación con otros modelos de recomendación. Otras áreas de trabajo futuros estarán relacionadas con el manejo de información heterogénea en los modelos y en el desarrollo de una herramienta informática.

## REFERENCIAS

- [1] Dietmar Jannach, Tutorial: Recommender Systems, in International Joint Conference on Artificial Intelligence Beijing, August 4, 2013.
- [2] Cordón, L.G.P., Modelos de recomendación con falta de información. Aplicaciones al sector turístico. 2008, Universidad de Jaén.
- [3] Herrera, F., et al., Computing with words in decision making: foundations, trends and prospects. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2009. **8**(4): p. 337-364.
- [4] Dutta, B., D. Guha, and R. Mesiar, A model based on linguistic 2-tuples for dealing with heterogeneous relationship among attributes in multi-expert decision making. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on, 2015. **23**(5): p. 1817-1831.
- [5] Tejeda-Lorente, Á., et al., A quality based recommender system to disseminate information in a university digital library. Information Sciences, 2014. **261**: p. 52-69.
- [6] Herrera, F. and L. Martínez, A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on, 2000. **8**(6): p. 746-752.
- [7] Yager, R.R., On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, 1988. **18**(1): p. 183-190.
- [8] Merigó, J., New extensions to the OWA operators and its application in decision making, in Department of Business Administration, University of Barcelona. 2008, University of Barcelona: Barcelona.
- [9] R. R. Yager, Quantifier guided aggregation using OWA operators. International Journal of Intelligent Systems, 1996. **11**(1): p. 49-73.
- [10] Fernández, J.D., Modelado de los procesos de toma de decisión en entornos sociales mediante operadores de agregación OWA. 2008.
- [11] Pérez-Teruel, K., M. Leyva-Vázquez, and V. Estrada-Sentí, Mental Models Consensus Process Using Fuzzy Cognitive Maps and Computing with Words. Ingeniería y Universidad, 2015. **19**(1): p. 7-22.
- [12] Arroyave, M.R.M., A.F. Estrada, and R.C. González, Modelo de recomendación para la orientación vocacional basado en la computación con palabras International Journal of Innovation and Applied Studies, 2016. **Vol. 15** (No. 1): p. 80-92.