



Modelo de Recomendación Basado en Conocimiento y Números SVN

Modelo de Recomendación Basado en Conocimiento y Números SVN

Maikel Leyva Vázquez¹ , Florentin Smarandache²

¹Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas, Guayaquil Ecuador. Email: mleyvaz@gmail.com

²University of New Mexico, Math and Sciences Division, 705 Gurley Ave., Gallup, NM 87301, USA. E-mail: smarand@unm.edu

Abstract

Recommendation models are useful in the decision-making process that allow the user a set of options that are expected to meet their expectations. Recommendation models are useful in the decision-making process that offer the user a set of options that are expected to meet their SVN expectations to express linguistic terms.

Keywords: recommender systems, SVN numbers, decision-making.

1-Introducción

Los modelos de recomendación son útiles en el proceso de toma de decisiones ya que proporcionan al usuario un conjunto de opciones que se espera satisfagan sus expectativas [1].

En el presente trabajo se propone un modelo de recomendación basado en conocimiento utilizando el de números neutrosóficos de valor único (SVN por sus siglas en inglés) permitiendo la utilización de variables lingüísticas [2, 3].

Sea X un universo de discurso. Un SVNS A sobre X es un objeto con la siguiente forma.

$$A = \{ \langle x, u_A(x), r_A(x), v_A(x) \rangle : x \in X \} \quad (1)$$

donde $u_A(x): X \rightarrow [0,1]$, $r_A(x): X \rightarrow [0,1]$ y $v_A(x): X \rightarrow [0,1]$ con $0 \leq u_A(x) + r_A(x) + v_A(x) \leq 3$ para todo $x \in X$.

El intervalo $u_A(x)$, $r_A(x)$ y $v_A(x)$ representa las membrecías a verdadero, indeterminado y falso de x en A , respectivamente. Por cuestiones de conveniencia un número SVN será expresado como $A = (a, b, c)$, donde $a, b, c \in [0,1]$, y $a + b + c \leq 3$. Los números SVN han presentado múltiples aplicaciones en el campo de la toma de decisiones en general y en los sistemas de recomendación en particular.

Adicionalmente se abordarán algunos aspectos relacionados con las herramientas sugeridas para el desarrollo de modelos computacionales en el lenguaje Python.

2 Modelos de Recomendación

Partiendo de la información que recojan estos modelos y de los algoritmos utilizados para generar las recomendaciones se puede distinguir las siguientes técnicas [1, 2]:

- **Modelos de recomendación colaborativa:** Agregan las valoraciones o recomendaciones de los objetos, identifican los gustos comunes de los usuarios basándose en sus valoraciones y generan una nueva recomendación teniendo en cuenta las comparaciones entre usuarios.
- **Modelos de recomendación basada en contenido:** Aprende de un perfil de intereses de los usuarios basándose en las características presentes en los objetos que el usuario ha seleccionado.
- **Modelos de recomendación basada en conocimiento:** Intentan sugerir objetos haciendo inferencias sobre las necesidades de un usuario y sus preferencias, apoyados fundamentalmente en el razonamiento basado en casos.
- **Modelos de recomendación basados en utilidad:** Estos se basan en la construcción de funciones de utilidad. El perfil del usuario lo constituye una función de utilidad, las ventajas de las recomendaciones basadas en utilidad, es poder trabajar con atributos no relacionados directamente con los productos.
- **Modelos de recomendación híbridos:** Individualmente las técnicas presentan algunas limitaciones o problemas. Para solucionar estas deficiencias se ha planteado la hibridación de distintas técnicas de recomendación. Se plantea que existe hibridación cuando se combinan dos o más técnicas de recomendación con el objetivo de obtener mejores resultados que, si se utilizara estas técnicas de forma independiente.



Figura 3.1 Diagrama de Venn de los modelos de recomendación.

Los modelos de recomendación basada en conocimiento realizan sugerencias haciendo inferencias sobre las necesidades del usuario y sus preferencias [1-3]. 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 que se mostrará. Se basan en la construcción de perfiles de usuarios como una estructura de conocimiento que apoye la inferencia la cual puede ser enriquecida con la utilización de expresiones que emplea lenguaje natural [2, 4]. En [5] el que se propone un modelo de recomendación que hace uso de las redes sociales y la neutrosofía para el campo del e-learning pero no puede ser clasificado en el campo de los sistemas de recomendación basados en conocimiento.

3. Modelo Propuesto

A continuación, se presenta el flujo de trabajo. Está basado fundamentalmente en la propuesta de Cordón [2, 6] para sistemas de recomendación basados en conocimiento permitiendo representar términos lingüísticos y la indeterminación mediante números SVN [7, 8].

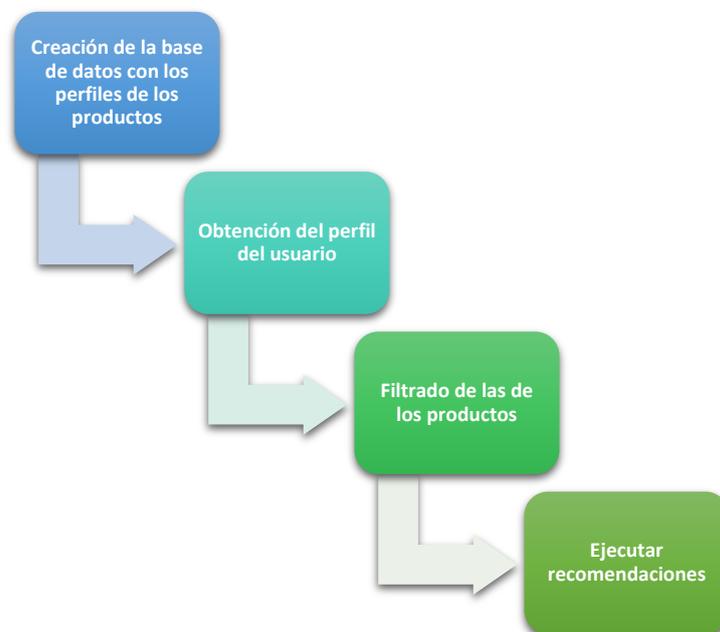


Fig. 1. Figura 3.2. Modelo propuesto

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

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

Cada una de los productos a_i serán descritas por un conjunto de características que conformarán el perfil de los productos.

$$C = \{c_1, \dots, c_k, \dots, c_l\} \quad (.2)$$

Para la obtención de la base de datos de los productos, el perfil de los usuarios es obtenido mediante números neutrosóficos de valor único (SVN por sus siglas en inglés) [9, 10].

Sea $A^* = (A_1^*, A_2^*, \dots, A_n^*)$ sea un vector de números SVN tal que $A_j^* = (a_j^*, b_j^*, c_j^*)$ $j=(1,2, \dots, n)$ y $B_i = (B_{i1}, B_{i2}, \dots, B_{im})$ ($i = 1,2, \dots, m$) sean m vectores de n SVN números tal que y $B_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$ ($i = 1,2, \dots, m$), ($j = 1,2, \dots, n$) entonces la distancia euclidiana es definida como. Las B_i y A^* resulta [10]:

$$d_i = \left(\frac{1}{3} \sum_{j=1}^n \left\{ (|a_{ij} - a_j^*|)^2 + (|b_{ij} - b_j^*|)^2 + (|c_{ij} - c_j^*|)^2 \right\} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

($i = 1,2, \dots, m$)

A partir de esta distancia euclidiana se puede definir una medida de similitud [11].

En la medida en que la alternativa A_i sea más cercana al perfil del usuario (s_i) mayor será la similitud, permitiendo establecer un orden entre alternativas [12].

Este perfil puede ser obtenido de forma directa a partir de expertos:

$$F_{a_j} = \{v_1^j, \dots, v_k^j, \dots, v_l^j\}, j = 1, \dots, n \quad (4)$$

Las valoraciones de las características del producto, a_j , serán 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 las características c_k utilizando los números SVN. Para esto los términos lingüísticos a emplear son definidos.

Una vez descrito el conjunto de productos

$$A = \{a_1, \dots, a_j, \dots, a_n\} \quad (5)$$

Estos se guardan en una base de datos.

Obtención del perfil del usuario

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

$$P_e = \{p_1^e, \dots, p_k^e, \dots, p_l^e\} \quad (6)$$

Dicho perfil estará integrado por un conjunto de atributos:

$$C^e = \{c_1^e, \dots, c_k^e, \dots, c_l^e\} \quad (7)$$

Donde $c_k^e \in S$

Este puede ser obtenido mediante ejemplo o mediante el llamado enfoque conversacional o mediante ejemplos los cuales pueden ser adaptados [13].

Filtrado 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 es calculada la similitud entre perfil de usuario, P_e y cada producto a_j registrado en la base de datos. Para el cálculo de la similitud total se emplea la siguiente expresión:

$$S_i = 1 - \left(\left(\frac{1}{3} \sum_{j=1}^n \left\{ (|a_{ij} - a_j^*|)^2 + (|b_{ij} - b_j^*|)^2 + (|c_{ij} - c_j^*|)^2 \right\} \right)^{\frac{1}{2}} \right) \quad (8)$$

La función S calcula la similitud entre los valores de los atributos del perfil de usuario y la de los productos, a_j [14].

Ejecutar recomendaciones

Una vez calculada la similitud entre el perfil del usuario en la base de datos y cada uno de los productos se ordenan de acuerdo a la similitud obtenida, representado por el siguiente vector de similitud.

$$D = (d_1, \dots, d_n) \quad (9)$$

Los mejores serán aquellos, que mejor satisfagan las necesidades del perfil del usuario es decir con mayor similitud.

4. Ejemplo Demostrativo

A continuación se presenta un ejemplo demostrativo basado en [15], supongamos una base de datos:

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

Descrito por el conjunto de atributos

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

Los atributos se valorarán en la siguiente escala lingüística (Tabla 1). Estas valoraciones serán almacenadas por el sistema en una base de datos.

Tabla 1: Términos lingüísticos empleados [10].

Término lingüístico	Números SVN
Extremadamente buena(EB)	(1,0,0)
Muy muy buena (MMB)	(0.9, 0.1, 0.1)
Muy buena (MB)	(0.8,0,15,0.20)
Buena(B)	(0.70,0.25,0.30)
Medianamente buena (MDB)	(0.60,0.35,0.40)
Media(M)	(0.50,0.50,0.50)
Medianamente mala (MDM)	(0.40,0.65,0.60)
Mala (MA)	(0.30,0.75,0.70)
Muy mala (MM)	(0.20,0.85,0.80)
Muy muy mala (MMM)	(0.10,0.90,0.90)
Extremadamente mala (EM)	(0,1,1)

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
a_1	MDB	M	MMB	B
a_2	B	MD	MB	M
a_3	MMB	M	M	B
a_4	M	B	MMB	B

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

$$P_e = \{MDB, MB, MMB, MB\}$$

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

Tabla 1: Similitud entre los productos y el perfil de usuario

a_1	a_2	a_3	a_4
0.44	0.76	0.42	0.84

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.

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

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

$$a_4, a_2$$

Con este ejemplo queda demostrada la aplicabilidad de la propuesta.

Conclusiones

En este trabajo se presentó un modelo de recomendación de productos siguiendo el enfoque basado en conocimiento. El mismo que se basa en el empleo de los números SVN para expresar términos lingüísticos. Trabajos 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.

Referencias

1. Dietmar Jannach, *Tutorial: Recommender Systems*, in *International Joint Conference on Artificial Intelligence Beijing, August 4, 2013*. 2013.
2. Cordon, L.G.P., *Modelos de recomendación con falta de información. Aplicaciones al sector turístico*. 2008, Universidad de Jaén.
3. Freire, J.B., et al., *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]*. International Journal of Innovation and Applied Studies, 2016. **16**(1): p. 78.
4. 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.
5. Salama, A., et al., *Review of recommender systems algorithms utilized in social networks based e-Learning systems & neutrosophic system*. Neutrosophic Sets and Systems, 2015. **8**: p. 32-40.
6. Arroyave, M.R.M., A.F. Estrada, and R.C. González, *Modelo de recomendación para la orientación vocacional basado en la computación con palabras [Recommendation models for vocational orientation based on computing with words]*. International Journal of Innovation and Applied Studies, 2016. **15**(1): p. 80.
7. Padilla, R.C., et al., *Modelo de recomendación basado en conocimiento empleando números SVN*. Neutrosophic Computing and Machine Learning, 2018. **1**(1).
8. Vázquez, M.L. and F. Smarandache, *Neutrosofía: Nuevos avances en el tratamiento de la incertidumbre*. 2018: Pons Publishing House
9. Ye, J., *Single-valued neutrosophic minimum spanning tree and its clustering method*. Journal of intelligent Systems, 2014. **23**(3): p. 311-324.
10. Şahin, R. and M. Yiğider, *A Multi-criteria neutrosophic group decision making method based TOPSIS for supplier selection*. arXiv preprint arXiv:1412.5077, 2014.
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. 173-188.
12. Vázquez, M.Y.L., et al., *Modelo para el análisis de escenarios basados en mapas cognitivos difusos: estudio de caso en software biomédico*. Ingeniería y Universidad: Engineering for Development, 2013. **17**(2): p. 375-390.
13. Pérez, L., *Modelo de recomendación con falta de información. Aplicaciones al sector turístico*. 2008, Tesis doctoral. Universidad de Jaén.
14. 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.
15. 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.