

UN SISTEMA DE RECOMENDACIONES PARA TRATAMIENTOS DE LUMBALGIAS CRÓNICAS VIA WEB

Carlos Porcel¹ Bernabé Esteban² Enrique Herrera-Viedma²

¹ Universidad de Jaén, cporcel@ujaen.es

² Universidad de Granada, {bernabe@ugr.es,viedma@decsai.ugr.es}

Resumen

En este trabajo presentamos el diseño de un sistema de recomendaciones lingüístico difuso de asistencia al tratamiento y prevención de las lumbalgias crónicas. El sistema prestará asesoramiento y ayuda a los pacientes en los tratamientos de sus patologías, con el objetivo de mejorar su calidad de vida y fomentar entre los usuarios hábitos de vida saludables.

Palabras Clave: sistemas de recomendaciones, modelado lingüístico difuso, lumbalgias.

1 INTRODUCCIÓN

En las sociedades modernas, el dolor lumbar afecta a más de dos tercios de los adultos en algún momento de su vida [24]. Se trata, casi siempre, de episodios de dolor autolimitado, con tendencia a la mejoría completa de forma espontánea, progresiva y rápida (en días o en pocas semanas), pero se produce hasta en un 60% de recurrencias y el dolor se hace crónico en un 10%-30% de los casos [2].

En la práctica se han planteado una amplia y creciente variedad de tipos de cuidados sanitarios conservadores, usándose a menudo varias intervenciones simultáneas. Desde hace tiempo, se admite de forma consensuada, que el ejercicio es una terapia activa que desempeña un papel clave en el tratamiento del dolor lumbar mecánico inespecífico, encontrándose entre los tratamientos más prescritos en lumbalgias crónicas [9]. Esto obliga a individualizar las actuaciones sanitarias. Las modalidades terapéuticas pasivas tienen efecto sólo a corto plazo y, por tanto, su papel es limitado en el dolor lumbar crónico. La prevención del dolor lumbar es uno de los pilares fundamentales de

su tratamiento [8]. Como consecuencia de la elevada incidencia de la patología lumbar, se han introducido programas de prevención en el ámbito laboral y social como una tentativa de disminuir su incidencia y a la vez, disminuir el absentismo y los costes económicos subsecuentes [27]. Estos programas de prevención incluyen la educación del individuo para ayudarle a conocer su problema, manejarlo y evitarlo. Dentro de los programas de prevención del dolor lumbar, el más extensamente utilizado con todas sus variantes, es la Escuela de Columna [21]. Aunque su uso es relativamente reciente, la gran preocupación ha sido siempre su efectividad real para cambiar los hábitos posturales y de vida de los individuos.

En este trabajo proponemos el diseño de una herramienta web que posibilite a los pacientes prevenir y/o seguir un tratamiento de la lumbalgia crónica desde su domicilio, puesto de trabajo o cualquier otro lugar. La herramienta se va a desarrollar integrando un sistema de recomendaciones híbrido [5, 10, 25] con el Modelado Lingüístico Difuso (MLD) multi-granular, para representar y gestionar la información de forma flexible mediante el uso de etiquetas lingüísticas [3, 12, 28]. En el sistema, los perfiles de usuario representan las patologías de los pacientes, las cuales son caracterizadas mediante unos parámetros obtenidos a raíz de la realización de una serie de tests [7]. Es decir, a la población de estudio se le realiza una serie de tests [7] y en función de los resultados obtenidos, se establecen en uno u otro grupo de diagnóstico. A cada uno de estos grupos de diagnóstico le corresponde un programa de trabajo específico, pero que se va personalizando en función de la patología del paciente. Entonces, el sistema recomienda a cada paciente un conjunto de ejercicios en función de la patología presentada. El paciente realizará durante un tiempo el tratamiento recomendado, y tanto él como los expertos, podrán ir realizando el seguimiento a través de la propia herramienta web. En la sección 2 presentamos los conceptos fundamentales sobre sistemas de recomendaciones y el

MLD. En la sección 3 se presenta el diseño del sistema. Por último, en la sección 4 apuntamos las conclusiones obtenidas.

2 PRELIMINARES

2.1 SISTEMAS DE RECOMENDACIONES

Para mejorar el acceso a la información a través de la Web, los usuarios necesitan herramientas para filtrar la gran cantidad de información disponible. Los sistemas de recomendaciones son herramientas útiles que ayudan a difundir la información exclusivamente a quienes la necesitan, distinguiendo entre información relevante e irrelevante [5, 25].

Hay diversos tipos de sistemas de recomendaciones [5], en función del método de generación de recomendaciones que se use. Nosotros vamos a adoptar un enfoque híbrido, en el que para generar las recomendaciones se tienen en cuenta las características usadas para la representación de los tratamientos, las usadas para representar las patologías de los pacientes y las evaluaciones que los pacientes y expertos dan sobre los tratamientos seguidos.

Para mantener este esquema, la actividad de generación de recomendaciones es seguida por una fase de realimentación en la que los usuarios valoran la relevancia de las recomendaciones suministradas por el sistema, y el sistema usa estas evaluaciones para actualizar automáticamente los perfiles de los usuarios [10, 25].

Dada su utilidad, los sistemas de recomendaciones son una tecnología extensamente aplicada en muy diversos campos, como venta electrónica [6, 16], recomendaciones de películas [19, 22], música [18, 23], turismo [20], etc.

2.2 MODELADO LINGÜÍSTICO DIFUSO

Hay situaciones en las que la información no puede ser valorada precisamente de forma cuantitativa, pero podría serlo de forma cualitativa. El uso de la Teoría de Conjuntos Difusos ha dado muy buenos resultados para el modelado de información cualitativa [28] y se ha demostrado su utilidad en multitud de problemas [11, 14, 15]. Se trata de una herramienta basada en el concepto de *variable lingüística* [28].

2.2.1 Modelado lingüístico difuso 2-tuplas

El MLD 2-tuplas [12] es un modelo continuo de representación de la información. Para definirlo, tenemos que establecer el modelo de representación y el modelo computacional de las 2-tuplas para representar y

agregar respectivamente la información lingüística.

Consideremos que $\mathcal{S} = \{s_0, \dots, s_g\}$ es un conjunto de términos lingüísticos con cardinalidad impar, donde la semántica asociada con cada una de las etiquetas viene dada por medio de funciones de pertenencia triangulares y consideramos todos los términos distribuidos sobre una escala sobre la que hay establecida una relación de orden total. Si mediante un método simbólico de agregación de información lingüística, obtenemos un valor $\beta \in [0, g]$, y $\beta \notin \{0, \dots, g\}$, podemos representar β como una 2-tupla (s_i, α_i) , donde s_i representa la etiqueta lingüística, y α_i es un valor numérico que expresa la traslación de β con respecto al índice de la etiqueta más cercana, i , en el conjunto de términos lingüísticos ($s_i \in \mathcal{S}$). Este modelo define un conjunto de funciones de transformación entre valores numéricos y 2-tuplas: $\Delta(\beta) = (s_i, \alpha)$ y $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = \beta \in [0, g]$ [12].

Para establecer el modelo computacional, definimos operadores de negación, de comparación y de agregación. Usando las funciones Δ y Δ^{-1} , podemos extender cualquiera de los operadores de agregación ya definidos para trabajar con 2-tuplas [12].

2.2.2 Modelado lingüístico difuso multi-granular

En función del grado de incertidumbre que un experto encargado de cualificar un fenómeno tenga sobre el mismo, el conjunto de términos lingüísticos elegido para proporcionar ese conocimiento tendrá más o menos términos. Cuando distintos expertos tienen diferentes grados de incertidumbre sobre el fenómeno o cuando un experto tiene que valorar distintos conceptos, se necesitan varios conjuntos de términos lingüísticos de diferente granularidad [13]. En tales situaciones necesitamos herramientas que nos permitan gestionar la información lingüística multi-granular. En [13] se propuso un MLD 2-tuplas multi-granular basado en el concepto de jerarquía lingüística. Una *Jerarquía Lingüística*, LH , es un conjunto de niveles $l(t, n(t))$, donde cada nivel t es un conjunto de términos lingüísticos con una granularidad $n(t)$ diferente [13]. Los niveles están ordenados por granularidad, de manera que podemos definir un nivel a partir del anterior: $l(t, n(t)) \rightarrow l(t+1, 2 \cdot n(t) - 1)$. En [13] se definió una familia de funciones de transformación entre etiquetas de diferentes niveles. Para establecer el modelo computacional seleccionamos un nivel que usamos para uniformizar la información y así podemos usar los operadores definidos en el modelo 2-tuplas.

3 DISEÑO DEL SISTEMA

A continuación presentamos el sistema de asistencia al tratamiento y prevención de las lumbalgias crónicas basado en tecnologías web [26], para prestar asesoramiento y ayuda a los pacientes en los tratamientos de sus patologías, con el objetivo de mejorar su calidad de vida. Para ello se actuará en tres frentes distintos:

1. Se desarrollará una base de datos multimedia con ejemplos de los tratamientos a desarrollar en cada patología.
2. Se desarrollará un sistema de recomendaciones de tratamiento personalizado [1], que usará como base de información la anteriormente mencionada y una base de datos de perfiles de usuario.
3. Se desarrollará una herramienta web para estudiar la evolución de los pacientes y la adherencia a los tratamientos asignados. Esta herramienta, nos permitirá poner en valor el sistema diseñado, así como la eficacia de la actividad desarrollada por el paciente. En definitiva, será una herramienta para evaluar la calidad de vida de los pacientes mediante técnicas de visualización de información, como por ejemplo los gráficos radiales, que fácilmente permiten actualizar la evolución de los pacientes de modo cualitativo [4]. Esta herramienta también nos permitirá realimentar el sistema, modificando los perfiles de usuarios a raíz de la evolución observada por los pacientes.

En la figura 1, podemos ver una representación del esquema de funcionamiento del sistema propuesto.

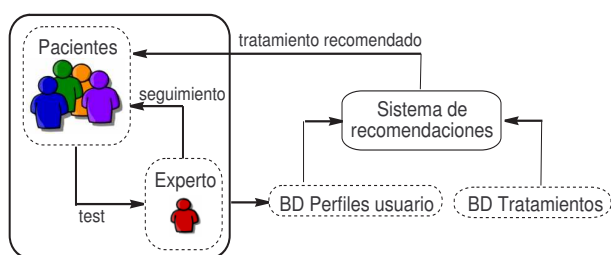


Figura 1: Diseño del sistema.

Para representar los distintos conceptos que tienen que ser valorados en los distintos frentes, usamos diferentes conjuntos de etiquetas (S_1, S_2, \dots) elegidos de una LH . Vamos a distinguir tres conceptos: *grado de importancia* de cada subgrupo de diagnóstico para la aplicación de un tratamiento o para establecer el perfil de un paciente en función de la patología presentada a raíz de

los tests realizados (etiqueta de S_1), *grado de relevancia* de un tratamiento para un paciente (etiqueta de S_2), y *grado de similitud* entre las patologías de dos pacientes (etiqueta de S_3). En concreto, usaremos etiquetas seleccionadas de una LH de 2 niveles (de 5 y 9 etiquetas), con $S_1 = S^5$, $S_2 = S^9$ y $S_3 = S^9$.

3.1 BASE DE DATOS DE TRATAMIENTOS

Los tratamientos son los items que va a recomendar nuestro sistema, así que un aspecto clave es obtener una representación adecuada de los mismos. Como cada tratamiento es adecuado para un subgrupo de diagnóstico con una patología determinada, usaremos dichos subgrupos para representar el tratamiento correspondiente. Inicialmente, hemos establecido tres subgrupos de diagnósticos, pues hay que tener en cuenta que partimos de pacientes con lumbalgia mecánica crónica, y por tanto, con un diagnóstico previo en el que se han analizado muchas otras características. Los tres subgrupos son los siguientes:

- Debilidad Muscular.
- Inestabilidad Lumbar.
- Alteraciones Biomecánicas.

A cada uno de los subgrupos le corresponde un tratamiento específico que consta inicialmente de 10 ejercicios definidos y de recomendaciones en cuanto a las actividades comunes, tales como manejo de cargas, sentarse, levantarse o higiene postural. Sin embargo, estos 10 ejercicios, se pueden intercambiar entre los tres subgrupos para componer un programa personalizado para cada paciente. Por ello, para cada tratamiento vamos a usar un vector de características, VT [17] de 3 elementos (uno por cada subgrupo), donde en cada posición se almacena una 2-tupla $\in S_1$ que indica el grado de importancia de cada uno de los subgrupos para la aplicación del tratamiento.

3.2 ESTABLECIMIENTO DE PERFILES DE USUARIO

En esta fase, el objetivo es desarrollar una base de datos que identifique el estado patológico de cada paciente en base al cual los tratamientos se irán personalizando. El paciente se someterá a una serie de tests [7], cuyos resultados serán analizados por los expertos para establecer la patología que presenta y así formar su perfil. Dicha patología vendrá dada por una serie de características, que son las mismas que hemos usado para la representación de los tratamientos, es decir, que a raíz de los resultados de los tests, los expertos

valoran la pertenencia de la patología del paciente a cada uno de los tres grupos de diagnóstico. Por tanto, también usamos un vector, VP [17], de 3 elementos donde en cada posición se almacena una 2-tupla $\in S_1$ que indica el grado de importancia del correspondiente grupo de diagnóstico para la patología presentada por el paciente.

Este perfil se complementará durante la fase de re-alimentación, en la que los propios pacientes irán suministrando evaluaciones sobre los tratamientos que el sistema les va proponiendo. Es decir, en función de la patología del paciente, el sistema propone un tratamiento que el paciente realiza y posteriormente evalúa. Pero también un experto analizará la evolución de los pacientes y evaluará el tratamiento aplicado. Ambas evaluaciones de paciente y experto, etiquetas de S_2 , se van agregando mediante el operador \bar{x}^e definido en [12].

3.3 MÉTODO DE GENERACIÓN DE RECOMENDACIONES

Como método de generación de recomendaciones vamos a usar un enfoque híbrido. Ante un tratamiento X , medimos su similitud con las patologías de cada uno de los pacientes y seleccionamos los que hayan tenido una similitud superior a un umbral lingüístico $\alpha \in S_1$. Al representar tanto los tratamientos como las patologías de los pacientes mediante el modelo vectorial, para el cálculo de la similitud usaremos la medida del coseno [17], pero modificada para que nos permita trabajar con 2-tuplas:

$$\sigma_l(V_1, V_2) = \Delta \left(\frac{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{1k}, \alpha_{v1k}) \times \Delta^{-1}(v_{2k}, \alpha_{v2k}))}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{1k}, \alpha_{v1k}))^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta^{-1}(v_{2k}, \alpha_{v2k}))^2}} \right) \quad (1)$$

A continuación, vamos a considerar las evaluaciones que sobre el tratamiento X hayan proporcionado pacientes con patologías similares a los seleccionados en la fase anterior, y las que hayan suministrado los expertos tras analizar la evolución de los pacientes que hayan trabajado X . Para medir la similitud entre perfiles de usuario, también usamos σ_l , pero considerando que el resultado obtenido en este caso es una etiqueta de S_3 , puesto que estamos midiendo la similitud entre perfiles. Debemos también establecer un umbral lingüístico $\beta \in S_3$, que nos indique cuándo hemos encontrado una alta similitud entre perfiles de usuario.

Por último, para calcular la relevancia con la que recomendar X a los usuarios seleccionados (etiqueta de S_2), agregamos el valor obtenido en el primer paso (previamente transformado a etiqueta de S_2 mediante

las funciones definidas en [13]), así como la información referente a evaluaciones tanto de pacientes como de expertos. Para ello, usamos el operador de agregación de 2-tuplas \bar{x}^w definido en [12], dándole un mayor peso al valor calculado en el primer paso y a las evaluaciones proporcionadas por los expertos. Aquellos usuarios para los que se haya obtenido una relevancia estimada por encima de un determinado umbral $\gamma \in S_2$, se les recomienda el tratamiento X .

4 CONCLUSIONES

Hemos presentado el diseño de un sistema de recomendaciones lingüístico difuso de asistencia al tratamiento y prevención de las lumbalgias crónicas. El sistema analiza los perfiles de los pacientes, y en función de las patologías que presenten, va recomendando tratamientos y/o ejercicios para que los puedan realizar en sus hogares o puestos de trabajo, y así ayudarles a prevenir las lumbalgias crónicas. El sistema permitirá realizar programas de prevención específicos para la espalda y promover actitudes y hábitos de vida saludables entre la población.

Como principal trabajo futuro, nos proponemos la implantación del sistema y su posterior validación como instrumento para el seguimiento y control de los pacientes con lumbalgia y, otros posibles que pudieran beneficiarse de estas tecnologías. El estudio se realizará sobre una población entre 18 y 65 años, con lumbalgia crónica que vivan en Granada.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido desarrollado con la financiación de los proyectos SAINFOWEB (00602) y FUZZYLING (TIN2007-61079).

Referencias

- [1] G. Adomavicius, A. Tuzhilin. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17, pág. 734-749, 2005.
- [2] GBJ. Anderson. Epidemiological features of chronic low back pain. *Lancet*, 354, pág. 581-85, 1999.
- [3] D. Ben-Arieh, C. Zhifeng. Linguistic labels aggregation and consensus measure for autocratic decision-making using group recommendations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A-Systems and Humans*, 36(3), pág. 558-568, 2006.

- [4] K. Börner, C. Chen, K. Boyack. Visualizing Knowledge Domains. *Blaise Cronin (Ed.), Annual Review of Information Science & Technology*, 37, pág. 179-255, 2003.
- [5] R. Burke. Hybrid Web Recommender Systems. P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl: The Adaptive Web. *LNCS 4321*, pág. 377-408, 2007.
- [6] Y. Cao, Y. Li. An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products. *Expert Systems with Applications*, 33, pág. 230-240, 2007.
- [7] A. Cuesta Vargas. Efectividad de la fisioterapia basada en la evidencia con la carrera acuática sobre la lumbalgia crónica mecánica inespecífica. *Tesis doctoral, Universidad de Málaga*, 2007.
- [8] F. García Pérez, S. Alcántara Bumbiedro. Importancia del ejercicio físico en el tratamiento del dolor lumbar inespecífico. *Rehabilitación*, 37, pág. 323-32, 2003.
- [9] JH. Gracey, SM. McDonough, GD. Baxter. Physiotherapy management of low back pain. A survey of current practice in Northern Ireland, *Spine*, 27, pág. 406-11, 2002.
- [10] U. Hanani, B. Shapira, P. Shoval. Information Filtering: Overview of Issues, Research and Systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 11, pág. 203-259, 2001.
- [11] F. Herrera, E. Herrera-Viedma, J.L. Verdegay. Direct approach processes in group decision making using linguistic OWA operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 79, pág. 175-190, 1996.
- [12] F. Herrera, L. Martínez. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(6), pág. 746-752, 2000.
- [13] F. Herrera, L. Martínez. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multigranularity hierarchical linguistic contexts in multiexpert decision-making. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B: Cybernetics*, 31(2), pág. 227-234, 2001.
- [14] E. Herrera-Viedma, A. G. López-Herrera, M. Luque, C. Porcel. A Fuzzy Linguistic IRS Model Based on a 2-Tuple Fuzzy Linguistic Approach. *Int. J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-based Systems*, 15(2), pág. 225-250, 2007.
- [15] E. Herrera-Viedma, G. Pasi, A. G. López-Herrera, C. Porcel. Evaluating the information quality of web sites: A methodology based on fuzzy computing with words. *J. of the American Society for Information Science and Technology*, 57(4), pág. 538-549, 2006.
- [16] KJ. Kim, H. Ahn. A recommender system using GA K-means clustering in an online shopping market. *Expert systems with applications*, 34, pág. 1200-1209, 2008.
- [17] R.R. Korfhage. *Information Storage and Retrieval*. New York: Wiley Computer Publishing, 1997.
- [18] <http://www.lastfm.es/>
- [19] G. Lekakos, P. Caravelas. A hybrid approach for movie recommendation. *Multimedia tools and applications*, 36, pág. 55-70, 2008.
- [20] S. Loh, F. Lorenzi, R. Saldaña, D. Licthnow. A Tourism Recommender System based on Collaboration and Text Analysis. *Information Technology & Tourism*, 6, pág. 157165, 2004.
- [21] I. Miralles. Prevención del dolor lumbar: Efectividad de la Escuela de Columna. *Rev Soc Esp Dolor*, 8, pág. 14-21, 2001 .
- [22] <http://www.movielens.org/login>
- [23] <http://www.mystrands.com/>
- [24] AC. Papageorgiou, PR. Croft, S. Ferry, MI. Jayson, AJ. Silman. Estimating the prevalence of low back in the general population. Evidence from the South Manchester Back Pain Survey. *Spine*, 20(17), pág. 1889-94, 1995.
- [25] P. Reisman, H.R. Varian. Recommender Systems. *Special issue of Comm. of the ACM*, 40(3), pág. 56-59, 1997.
- [26] J. Schiller. *Mobile Communications*. Addison Wesley, 2003 (2. edition).
- [27] MG. Soukup, B. Glomsröd, JH. Lönn, K. Bö, S. Larsen. The Effect of a Mensendieck Exercise Program as Secondary Prophylaxis for Recurrent Low Back Pain: A Randomized, Controlled Trial With 12-Month Follow-up. *Spine*, 24(15), pág. 1585-1592, 1999.
- [28] L.A. Zadeh. The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning. *Information Sciences, part I* 8, pág. 199-249, 1975. *Part II* 8, pág. 301-357, 1975. *Part III* 9, pág. 43-80, 1975.

- [3] P. Diamond, P. Kloeden, “Metric Spaces of Fuzzy Sets,” World Scientific, Singapore, 1994.
- [4] G. González-Rodríguez, A. Colubi, M. Montenegro, M. A. Gil, “Bootstrap techniques and fuzzy random variables: Synergy in hypothesis testing with fuzzy data”, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 157 (19), pp. 2608–2613, 2006.
- [5] E. Klement, M.L. Puri, D.A. Ralescu, D.A. “Limit theorems for fuzzy random variables”, *Proc. Roy. Soc. London Ser. A* 1832 pp. 171–182, 1986.
- [6] R. Körner, “An asymptotic α -test for the expectation of random fuzzy variables,” *J. Stat. Plann. Inference*, vol. 83, pp. 331–346, 2000.
- [7] R. Körner, W. Näther, “ On the variance of random fuzzy variables, ” In: Bertoluzza, C., Gil, M.A. and Ralescu, D.A. (Eds.) *Statistical Modeling, Analysis and Management of Fuzzy Data*, Physica-Verlag, Heidelberg, pp. 22–39, 2002.
- [8] M.L.Puri, D.A. Ralescu, “Fuzzy random variables,” *J. Math. Anal. Appl.*, vol. 114, pp. 409–422, 1986.
- [9] A.B. Ramos, G. González-Rodríguez, M.A. Gil, A. Colubi. “One-sample bootstrap tests for the variance of a fuzzy random variable”. *Submitted*.
- [10] B. Ramírez, G. Runger, “Quantitative techniques to evaluate process stability”, *Quality Engineering*, vol. 18, pp. 53–68, 2006.
- [11] W.A. Shewhart, *Statistical Method from the Viewpoint of Quality Control*, Dover Publications, New York, 1939, 1986.
- [12] W.H. Woodall, D.C. Montgomery, “Research issues and ideas in statistical process control”, *Journal of Quality Technology*, vol. 31, 4, pp. 376–387, 1999.
- [13] L.A.Zadeh, “The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning, Part 1.”, *Inform. Sci.*, vol. 8, pp. 199–249; Part 2. *Inform. Sci.* vol. 8, pp. 301–353; Part 3. *Inform. Sci.*, vol. 9, pp. 43–80, 1975.