

REVISTA DE ANÁLISIS TURÍSTICO, nº 21, 1º semestre 2016, pp. 32-41

**“SISTEMA DE RECOMENDACIÓN TURÍSTICO GRUPAL BASADO EN
PERSONALIDAD”**

***“GROUP TOURIST RECOMMENDATION SYSTEM BASED ON
PERSONALITY”***

Pedro Vargas Pérez

pevape@uma.es

I.E.S. Fuengirola

Dr. José Luis Leiva Olivencia

jlo@uma.es

Universidad de Málaga

Revista de Análisis Turístico

ISSN impresión: 1885-2564; ISSN electrónico: 2254-0644

Depósito Legal: B-39009

©2016 Asociación Española de Expertos Científicos en Turismo (AECIT)

www.aecit.org email: analisisturistico@aecit.org

SISTEMA DE RECOMENDACIÓN TURÍSTICO GRUPAL BASADO EN PERSONALIDAD

Pedro Vargas Pérez

pevape@uma.es

I.E.S. Fuengirola

Dr. José Luis Leiva Olivencia

jlo@uma.es

Universidad de Málaga

resumen

El uso de las tecnologías de la información y la comunicación aplicada al turismo es un campo de investigación que permite ofrecer diferentes tipos de valores añadidos a las visitas que realiza un grupo a un destino turístico. Éstos deben diferenciarse de sus competidores, ofreciendo diferentes tipos de herramientas tecnológicas que sean capaces de ofrecer información personalizada, interactiva, etc. Actualmente es muy común el uso de herramientas como guías o páginas web que cubren las necesidades básicas de los turistas, pero se tratan de recursos insuficientes, pues la evolución de los dispositivos móviles ha provocado un cambio en la forma en que los turistas interactúan y obtienen información.

Un caso concreto es la utilización de sistemas de recomendación en dispositivos móviles, que permite desarrollar aplicaciones que enriquecen la experiencia turística. Además, normalmente los sistemas de recomendación existentes no tienen en cuenta las preferencias de todo un grupo, sino de las preferencias de un único usuario, y además no tienen en cuenta la personalidad de los diferentes miembros del grupo que realiza la visita. En este ámbito, resulta de especial interés la personalización de la información a través de sistemas de recomendación grupales basados en personalidad. En el presente artículo desarrollamos las bases de un prototipo que utiliza técnicas de recomendación basadas en personalidad para visitas en grupo en un sistema integrado de gestión de destinos (SIGD).

Palabras clave: sistemas de recomendación; personalidad para grupos; tecnologías de la información y la comunicación; recomendación grupal; experiencia turística.

abstract

The use of ICT applied to tourism is a research field that can offer different types of added value to the visits made by a group to a tourist destination. These must differentiate themselves from their competitors by offering different types of technological tools that are able to offer personalized information, interactive, etc. It is currently very common to use tools like guides or web pages that cover the basic needs of tourists, but these are insufficient resources, as the evolution of mobile devices has caused a change in how tourists interact and obtain information.

A case in point is the use of recommender systems on mobile devices, which allows developing applications that enrich the tourist experience. Moreover, existing recommendation systems normally do not consider the preferences of a whole group but the preferences of a single user, and they do not take into account the personality of the different members of the group conducting the visit. In this area, it is of particular interest customizing the information through group recommendation systems based on personality. In this article we develop the foundations for a prototype that uses recommendation techniques based on personality for group visits in an integrated destination management system (SIGD)

Key words: recommendation systems; personality for groups; information and communication technologies; group recommendation; tourist experience.

1. introducción

La actividad turística supone dentro de la economía de los países un papel muy importante (UNWTO, 2015), debido al volumen económico que supone. El crecimiento continuo y casi exponencial que en las últimas décadas ha experimentado el turismo y la amplia diversificación en cuanto a destinos y sectores turísticos, nos hacen ver que se trata de un factor clave en el desarrollo socio-económico de carácter global (UNWTO, 2015).

Las oportunidades de acceso y gestión, introducidas por las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), han acelerado la competencia entre las empresas y los destinos (Guevara et al., 2009; Aguayo, Guevara, Rossi, Caro y Leiva, 2010; Juaneda y Riera, 2011). Las TIC han cambiado la forma de comercialización y difusión de la información turística de los destinos y empresas, además del modo en el que los usuarios acceden a la información, por lo que se hace necesario una inversión adecuada para conseguir aumentar la calidad de la oferta turística, mejorar los procesos y en definitiva generar ventajas competitivas (Sundbo, Orfila y Sorensen, 2007; Xiang y Pan, 2011).

El turismo supone por tanto un importante elemento de desarrollo de nuevas tecnologías, y un claro ejemplo de aplicación turística de las tecnologías es la utilización de sistemas de recomendación (Leiva, 2014). Uno de los inconvenientes de los sistemas de recomendación aplicados al turismo suele ser que no tienen en cuenta todas las preferencias de todos los miembros del grupo que realiza la visita, y tampoco tienen en cuenta la personalidad de dichos miembros.

Por otra parte, el desarrollo tecnológico y las nuevas posibilidades que se ofrecen hoy día, tanto en lo que a hardware y software se refieren, hacen que la selección de destinos turísticos y de los ítems o puntos de interés (POIs) a visitar dentro de un destino sea más fácil y acertada si se utilizan sistemas de recomendación (Lashkari, Parhizkar, y Mohamedali, 2010; Lymberopoulos, Zhao, König, Berberich, y Liu, 2011). De esta forma, se consigue que el resultado de la visita a un destino, sea por lo general, más satisfactorio que en uno en el que no se cuente con estas herramientas.

Un sistema de recomendación turístico para grupos ofertará diferentes tipos de productos que puedan ser de mayor interés a los turistas que forman el grupo y que van a realizar la visita. Para realizar la recomendación deben tenerse en cuenta diferentes tipos de variables que estarán relacionadas no solo con los gustos de los propios usuarios, los productos y los contextos en los que las recomendaciones se presentan y consumen, sino que debe tenerse en cuenta otra importante variable: la personalidad. Existen muchos estudios que demuestran que existen correlaciones entre los rasgos de la personalidad del individuo y las preferencias (gustos, intereses) de los usuarios, y que tales correlaciones permiten mejorar las distintas recomendaciones (Contador y Fernández-Tobías, 2014).

El objetivo del artículo es presentar un modelo de recomendación grupal turístico basado en la personalidad

de los integrantes de un grupo que visita un destino. En el presente trabajo se describirá brevemente las diferentes técnicas de recomendación existentes, para profundizar en el algoritmo propuesto de recomendación grupal basado en personalidad.

El modelo propuesto se basa en estudiar la similitud existente entre los puntos turísticos de un destino y las preferencias individuales que tienen los diferentes turistas. Para poder generar las recomendaciones se necesitará disponer para cada punto turístico una completa descripción de sus características, así como las características de las actividades que quieren visitar cada uno de los turistas. Debido a que la recomendación final será grupal y que cada uno de los individuos tienen una personalidad diferente, se realizarán procesos de ponderación para dar mayor valor a las recomendaciones individuales de algunos individuos respecto a otros, y de esa forma generar la recomendación final al grupo. Para finalizar se abordarán unas conclusiones sobre la importancia que tendría la utilización de estos tipos de sistemas en un destino.

2. sistemas de recomendación

Actualmente, los turistas tienen en Internet una importante fuente de información inagotable en la que poder consultar información sobre los puntos turísticos de interés del destino que van a visitar o que están visitando. La mayoría de los destinos consideran que la red es un entorno fantástico para poder acceder a los potenciales turistas, por lo que el número de sitios web con información de los destinos, sus recursos, ofertas, etc., ha crecido de tal forma que actualmente los turistas se encuentran muchas veces desbordados con tanta información (Borrás et al., 2012).

Adaptar la información a los gustos de los distintos turistas o de grupos de personas que viajan juntas parece una necesidad que los destinos turísticos tendrían que afrontar y de esta forma adaptar los sistemas web contruidos. La realidad es diferente y los turistas se encuentran con mucha información que en el mejor de los casos pueden filtrar por distintas categorías establecidas por el destino (Leiva, 2014).

Para poder solucionar este inconveniente de sobrecarga de información, se han planteado diferentes métodos que pretenden mejorar la satisfacción de los turistas. La personalización es una herramienta que permite adaptar un servicio a los gustos y preferencias particulares de quien solicita la búsqueda de información.

Por tanto, a partir de esta necesidad surgen los sistemas de recomendación. Éstos realizan un filtrado de toda esa información disponible y nos dan aquellos resultados que consideran que pueden ser de interés para los usuarios, de forma que, nos facilitan la toma de decisiones sin gastar tiempo ni esfuerzo (Batet, Moreno, Sánchez, Isem y Valls, 2012)

Un motor o sistema de recomendación, es aquel que teniendo en cuenta los intereses y preferencias de un usuario o grupo de estos, es capaz de seleccionar, de un

conjunto de ítems, aquellos que se acercan más a los intereses del mismo. En este caso concreto trataremos al grupo como un único cliente, donde cada individuo del grupo tiene sus propias preferencias, pero también su propia personalidad. Por tanto, se hará necesario aplicar una serie de fórmulas y algoritmos para aconsejar al grupo como si de un individuo único se tratara, no obstante, tendremos las preferencias ponderadas del conjunto de individuos (Leiva, 2014).

Debido a la gran cantidad de oferta posible y para conseguir herramientas más útiles y atractivas al cliente, se hacen necesarios los sistemas de recomendación (Bernardos, 2007; Batet et al., 2012). Esta misma problemática se ha visto en otros sectores y no sólo en el turístico, como por ejemplo: en la recomendación en tiendas on-line donde partiendo de un producto se recomiendan otros productos que han interesado a otros usuarios que compraron dicho producto -un caso pionero fue la web Amazon.com; en el filtrado de noticias cuando se construye un perfil que almacena las noticias que un usuario consulta; en las recomendaciones musicales o de cine donde cada vez que un usuario escucha por ejemplo una canción, se envía esta información a la base de datos del sistema, el cual las utiliza para generar nuevas recomendaciones; en la búsqueda de personas afines en comunidades: en webs como menéame.net se tienen en cuenta las noticias que cada usuario ha votado para generar una lista de vecinos con similares intereses.

Los sistemas de recomendación fueron definidos inicialmente como aquellos sistemas que, partiendo de recomendaciones proporcionadas por los propios usuarios, las añadía y las mostraba a usuarios apropiados (Resnick y Varian, 1997). Actualmente el término sistema de recomendación es mucho más amplio, siendo una herramienta muy atractiva en situaciones donde el conjunto de información es muy grande y resulta ineficiente por parte de los usuarios la búsqueda de información (Leiva, Guevara y Rossi, 2012).

El objetivo, por tanto, de un buen sistema de recomendación es hacer que el cliente no se sienta desbordado por la cantidad de información y que los resultados mostrados sean los más adecuados al perfil del individuo.

2.1. ventajas e inconvenientes de los sistemas de recomendación

Podría parecer que el uso de sistemas de recomendación aporta sólo beneficios, pero encontramos también algunas desventajas. A continuación, se describe las principales ventajas e inconvenientes que puede aportar la utilización en un destino turístico de un sistema de recomendación (Pazzani, 1999; Pérez 2008).

Entre las principales **ventajas** se pueden encontrar el hecho de que se ofrece un producto ya filtrado sin que el usuario tenga necesidad de realizar la búsqueda. Este hecho permite un ahorro de tiempo, esfuerzo, y se mejora la fidelidad de los usuarios, de forma que, si el usuario observa que el sistema de recomendación le sugiere de

forma exitosa puntos a visitar, éste lo volverá a utilizar, provocando que esta personalización exitosa posea un valor añadido.

Entre los principales **inconvenientes** que tienen los motores de recomendación está, en primer lugar, la dificultad de recomendar adecuadamente cuando se tiene un bajo número de usuarios que otorgan sus valoraciones, o se introduce un nuevo producto en el sistema sin ninguna valoración. Es el conocido problema de “arranque en frío”. Otro inconveniente de los sistemas de recomendación es que muchos están basados en algoritmos internos que pueden estar influenciados por intereses económicos y por tanto, recomendar determinados productos en primera posición frente a otros que podrían ser de mayor interés para el turista. En tercer lugar, en algunos algoritmos de recomendación, donde es importante conocer datos personales de los usuarios, puede existir una falta de privacidad al permitir a la aplicación acceder a nuestros datos personales y preferencias introducidas (Pazzani, 1999). Además, algunos motores de recomendación exigen la introducción de mucha información por parte de los usuarios, lo que pueda provocar una falta de motivación de los usuarios. Por último, el mantenimiento de un sistema de recomendación es bastante costoso; por ello, es necesario recurrir a fuentes de financiación públicas (ayuntamientos, comunidades autónomas, diputaciones provinciales,...) o privadas (sponsor que publicite productos).

2.2. técnicas de recomendación

Todo motor de recomendación debe contener una serie de elementos indispensables, a partir de los cuales se podrá aplicar cualquiera de las diferentes técnicas de recomendación existentes: datos de campo (conjunto de datos que el sistema debe poseer antes de que el proceso de recomendación comience), datos de entrada (conjunto de datos que el usuario comunica al sistema para generar una recomendación incluyendo preferencias, gustos y necesidades del usuario) y algoritmos para realizar la recomendación (combinan los datos de campo con los de entrada para generar recomendaciones solicitadas).

A la hora de obtener los datos de entrada se distinguen (Burke, 2000): información explícita, donde el usuario informa sobre sus preferencias, e información implícita a partir de las acciones del usuario -historial de navegación, cookies,...- aquí el sistema recogerá información mediante una aproximación de minería de datos.

A continuación, se caracterizan los ocho sistemas de recomendación existentes.

2.2.1. sistemas de recomendación colaborativos

La mayoría de los sistemas de recomendación utilizan esta técnica y posiblemente sean los más extendidos en el mercado (Schafer, Frankowski, Herlocker y Sen, 2007). Como ejemplos de estos sistemas en

recomendaciones de ocio en el campo audiovisual podemos nombrar el caso de FilmAffinity o Spotify. Este tipo de técnica añade valoraciones o recomendaciones a los objetos, identificando los gustos comunes de los usuarios basándose en sus valoraciones para posteriormente generar una nueva recomendación teniendo en cuenta las comparaciones entre ellos. Por tanto, los resultados que proporcionan se basan en las valoraciones realizadas por usuarios con gustos similares al que realiza la petición de recomendación. En un sistema de recomendación colaborativo un perfil de usuario es un vector de objetos y sus valoraciones.

Los modelos de recomendación colaborativos dependen de las coincidencias en las calificaciones de los diferentes usuarios, pero cuando el número de valoraciones a un mismo ítem es escaso tiene dificultades en encontrar este tipo de coincidencias (Pérez, 2008). A este inconveniente se le suele denominar densidad del espacio de valoraciones. Este problema de densidad se reduce cuando se aplican enfoques basados en modelos. También aparece este hándicap cuando el número de ítems a recomendar es muy grande y por tanto las coincidencias son escasas.

2.2.2. *sistemas de recomendación basados en contenido*

Se basan en categorizar los ítems a recomendar, proporcionando resultados que tengan características similares a otros que han sido valorados anteriormente por el usuario o que tengan características similares a las que demanda el usuario. Cada ítem a recomendar está asociado y definido por sus características. Si se recomiendan ítems pertenecientes a categorías muy diversas, el número de características totales a manejar por el sistema puede ser muy grande. (Schwab, Kobsa y Koychev, 2001; Bezerra, 2004). Como ejemplo de este sistema tenemos CiteSeerx donde encontraremos un buscador sobre literatura científica que se basa en este modelo, donde cada ítem llevará asociado un conjunto de atributos que lo describe. Analizando las características que ha valorado positivamente un usuario, se construye un perfil que es utilizado para buscar ítems que puedan satisfacer sus preferencias.

La ventaja es la sencillez de la recolección de la información y la aplicación de los algoritmos. Como principal inconveniente de este método, cabe destacar, que acumulan bastante información sobre las preferencias de los usuarios que usan el sistema, lo cual implica la dificultad de la recogida de todas esas preferencias de los usuarios y la posible problemática de privacidad al ser esas preferencias gestionadas por el sistema recomendador. Otro problema de esta técnica es el estar limitado por las características asociadas que describen a los ítems que se pueden recomendar.

2.2.3. *sistemas de recomendación demográficos*

En este sistema se clasifica a los usuarios según diferentes parámetros personales y se realizan las recomendaciones teniendo en cuenta el grupo

demográfico al que pertenece el individuo. Se basa en el uso de estereotipos de usuarios (Pazzani, 1999). Aunque sean pocos los sistemas que utilizan este tipo de recomendación, aquellos que disponen de ciertos parámetros (edad del usuario, sexo, estado civil...) los aprovechan, por ejemplo a la hora de ofrecernos publicidad: un claro caso lo encontramos en las redes sociales que nos muestran publicidad en sus aplicaciones o páginas web.

Una de las principales ventajas de este sistema es que no requiere información histórica, requisito necesario en los sistemas colaborativos y basados en contenido. Y el principal inconveniente de este sistema es que requiere información demográfica sobre el usuario, muchas veces de carácter personal (edad, nivel, cultural, sexo, etc.), lo que hace que el usuario pueda ser reticente a su uso por la vulneración de su privacidad (Pazzani, 1999; Pérez, 2008). No obstante, el uso de perfiles de redes sociales (Facebook, Google+, etc.) a la hora de registrarse en ciertos servicios o aplicaciones hace que sea posible la transferencia de cierta información demográfica a estos sistemas.

2.2.4. *sistemas de recomendación basados en conocimiento*

Este tipo de sistemas dispone de información sobre como un ítem satisface a un usuario y establece una relación entre necesidad y recomendación. Las recomendaciones se basan en la inferencia sobre las necesidades y las preferencias del usuario (Burke, 2000). En este mismo artículo podemos encontrar distintos ejemplos en los que se utiliza este modelo de recomendación.

Estos sistemas de recomendación deben tener información sobre los diferentes usuarios y los ítems que pueden recomendarse, para poder realizar recomendaciones a partir de los ítems que pueden satisfacer sus preferencias. Es muy habitual recomendar ítems similares a los que le gustaron al usuario con anterioridad (Leiva et al., 2012). Aunque este sistema de recomendación necesita grandes cantidades de información (valoraciones de visitas anteriores), no están basadas en valoraciones de otros usuarios (Pérez, 2008).

Uno de los inconvenientes de este sistema es que las recomendaciones siempre serán similares, nunca se recomendará algo totalmente nuevo o suficientemente diferente a un usuario (Burke, 2000). A pesar de los posibles inconvenientes de estos sistemas de recomendación, han tenido bastante éxito cuando se solicitan ítems de un único dominio (restaurantes, canciones, etc.).

Como estos sistemas ofrecen buenos resultados en demandas puntuales, son usados también como complementos en sistemas híbridos.

2.2.5. *sistemas de recomendación contextuales*

La mayoría de los sistemas de recomendación actuales se centran en recomendar los ítems más relevantes para los usuarios, sin tener en cuenta la

información contextual (Adomavicius, Tuzhilin; Berkovsky y Said, 2010). Algunos investigadores están comenzando a sostener que la información contextual relevante es muy importante en los sistemas de recomendación, siendo necesario tenerla en cuenta en el proceso de la recomendación.

La mayoría de los sistemas no tienen en cuenta elementos contextuales como el lugar, la hora, la compañía, presencia de niños, etc. Tradicionalmente no se han usado a la hora de la realización de la recomendación.

Los sistemas de recomendación contextuales (CARS) se ocupan de modelar y predecir los gustos y preferencias del usuario, mediante la incorporación de información contextual al sistema de recomendación como categorías adicionales de datos (Adomavicius et al., 2010).

La predicción de interés de un ítem a un usuario se obtendrá mediante una función basada en tres variables: usuario, ítem y contexto. Por el contrario, los sistemas tradicionales que no tienen en cuenta el contexto decimos que trabajan en 2D pues sólo tienen en cuenta las variables *usuario* e *ítem*.

Según el momento en el que se haga uso de los elementos contextuales para el filtrado de POIs se pueden distinguir los tres paradigmas: (i) pre-filtrado contextual, es el que se aplica inmediatamente antes del tradicional algoritmo recomendador 2D, haciendo que el conjunto de datos quede reducido a un conjunto igual o inferior de datos contextualizados; (ii) post-filtrado contextual que se aplica inmediatamente después del tradicional algoritmo recomendador 2D, haciendo que las recomendaciones hechas por el algoritmo recomendador sean filtradas obteniendo un conjunto igual o inferior de recomendaciones contextuales; (iii) y por último, el modelado contextual, donde se aplica un algoritmo 3D donde se tienen en cuenta datos de usuarios, ítems y contextuales simultáneamente a la hora de realizar la recomendación.

2.2.6. *sistemas de recomendación híbridos*

Se trata de modelos de recomendación que combinan diferentes tipos de técnicas. Se trata por tanto de un modelo que intenta evitar las limitaciones existentes en los otros modelos (Pérez, 2008). Normalmente se mezclan dos o más técnicas de recomendación, para mejorar la precisión.

Las técnicas de hibridación más conocidas son:

- a) Uso de pesos: que combina las recomendaciones generadas por cada sistema de recomendación, asignando a cada uno de ellos un peso dependiendo del sistema que las genera.
- b) Técnicas "switch": en este modelo se alternan diferentes motores o técnicas dependiendo de la situación y el momento en el que se realiza la solicitud de la recomendación, donde la principal complejidad viene dada por la determinación del criterio por el que se utiliza un motor de recomendación u otro.

- c) Mezclas: combina los resultados obtenidos por los diferentes sistemas de recomendación implicados, en este modelo todos los sistemas de recomendación tienen el mismo peso.
- d) Cascada: el primer sistema obtiene unas recomendaciones que luego son refinadas por los siguientes sistemas, tiene una gran eficiencia computacional debido a que el número de ítems de entrada de cada sistema va disminuyendo en cada fase.

2.2.7. *sistemas de recomendación grupales*

Lo más habitual consiste en recomendar ítems teniendo en cuenta exclusivamente intereses personales de un único individuo. En el caso turístico, lo habitual es realizar visitas en grupo, por lo que se hace necesario que las recomendaciones tengan en cuenta las preferencias de los diferentes miembros que forman el grupo.

Cuando el sistema tiene conocimiento sobre los diferentes usuarios, puede adoptarse la especificación de preferencias de la recomendación para el grupo (Jameson y Smith, 2007).

Dependiendo de las características del grupo, como pueden ser tamaño, homogeneidad, etc., puede resultar muy complejo encontrar una recomendación adecuada que satisfaga a todos los miembros. Lo más habitual es que el sistema escoja aquella opción que satisfaga al mayor número de usuarios de acuerdo a las preferencias individuales.

Se pueden encontrar diferentes métodos para combinar la información sobre los diferentes individuos que forman el grupo. En el método simple se mezclan recomendaciones individuales en una única lista, mientras que el método de agregación une las valoraciones para cada usuario y para cada ítem candidato. Este método se plantea como objetivo maximizar la satisfacción media, penalizando a aquellos que, aunque tengan una media alta tienen alguna calificación baja por parte de algún miembro del grupo. Por último, el método de construcción de perfil de grupo trata de la creación de un perfil especial para el grupo a partir de las características de todos los miembros del grupo. Este perfil podría construirse por la simple adición de las características de cada uno de los individuos o ponderando ciertos criterios como pueden ser rasgos de personalidad de los individuos y roles desempeñados dentro del grupo. Para ilustrar de forma resumida como se podría incluir el rasgo de personalidad, vamos a suponer que si tenemos una característica valorada por un individuo con un valor *a*, y otro individuo con valor *b*, el valor del grupo de esa característica no será exactamente la media de *a* y *b*, sino que para el cálculo del valor del grupo, se tomará una menor influencia el valor dado por aquel individuo que tenga una personalidad más permisiva y viceversa (Leiva, 2014).

2.2.8. *sistemas de recomendación basados en personalidad*

Muchos de los sistemas de recomendación grupales tratan a todos los miembros del grupo de la misma forma,

y no tienen en cuenta las relaciones de los diferentes miembros del grupo con el resto. Es decir, tratan a todos los miembros del grupo con el mismo grado de importancia.

Los sistemas de recomendación basados en personalidad son diseñados para proporcionar recomendación de ítems, estas recomendaciones vendrán dadas por una parte por una valoración de los ítems que deberán ser casadas con los intereses y preferencias de los usuarios, pero además se intentará también que los factores de personalidad y estado de ánimo de los individuos sean tenidos en cuenta a la hora de realizar la recomendación. (Nunes y Hu, 2012).

Se tratan de sistemas de recomendación que están comenzando a ser estudiados en los últimos años. La personalidad es un factor determinante de la condición humana y tiene una conexión directa con los gustos e intereses de los usuarios.

Si nos centramos en el sector turístico, durante una visita a un determinado ítem, nos podemos encontrar a personas con inquietudes diferentes que pueden hacer que la visita a dicho ítem sea incompatible. Por tanto, los motores de recomendación grupales deben resolver este tipo de conflicto, ya que no siempre la satisfacción del grupo coincide con la agregación de satisfacción individual.

Una técnica que puede ayudar a resolver estas situaciones de conflicto es la denominada TKI (Thomas y Kilmann, 1974), la cual se encarga de construir para cada miembro del grupo una descripción del comportamiento del individuo basada en dos características: nivel de autoritarismo y nivel de cooperación.

Así, si un ítem no es deseable de visitar por una persona con un alto nivel de autoritarismo, éste ítem no deberá ser recomendado; mientras que si un ítem no es deseable por una persona más permisiva y al resto del grupo sí le resulta interesante esta visita no se deberá penalizar en la recomendación.

En conclusión, analizados los distintos sistemas de recomendación, parece obvio que, dentro de los sistemas de recomendación grupales, el tener en cuenta factores de personalidad a la hora de recomendar un POI es una característica no sólo interesante sino más bien aconsejable y casi necesario, si no se quiere que el sistema sea rechazado por el grupo, o al menos por los miembros que en algún momento son los que lideran al mismo. Por estas razones el experimento realizado se basa en la "personalidad"

3. algoritmo de recomendación grupal basado en personalidad

El modelo de recomendación que se propone se define como un sistema de recomendación contextual basado en contenido grupal basado en personalidad. Se han realizado diferentes tipos de pruebas utilizando conjuntos de ítems (entre 100 y 1000 atractivos turísticos) y usuarios ficticios, así como tamaños de grupo variables (entre 2 y 5). Las características de los ítems, así como las

preferencias individuales de los usuarios y su personalidad también han sido diseñadas utilizando motores aleatorios. Es decir, se ha simulado tanto las descripciones de los ítems que teóricamente tendrían que dar los expertos turísticos, como las necesidades que describen los intereses de los turistas.

Respecto a las informaciones obtenidas por los usuarios, se entiende que la información será lo suficientemente imprecisa para no usar una descripción cuantitativa. Por ello se opta por el uso de valores difusos en cuanto a las posibles valoraciones de los turistas. Del mismo modo, y como consecuencia de querer aplicar idéntica escala a las valoraciones de los expertos, se han aplicado las mismas escalas difusas a las valoraciones de las características, atributos y descriptores de los POIs.

Para resumir de un modo sencillo a qué nos referimos cuando hablamos de escalas difusas nos valdremos de un ejemplo: supongamos una escala para definir la juventud o madurez de un individuo formada por los siguientes valores: joven, maduro y anciano

Según los criterios actuales todo el mundo estará de acuerdo en que una persona de 5 años es joven, una de 50 es madura y una de más de 90 es anciana. No obstante, mientras que una persona de 30 años podría ser considerada para algunos como madura, para otros se considerará como joven e incluso habrá quien piense que haría falta una nueva categoría. Pues bien, esto es un ejemplo de una escala difusa. Y en este tipo de escalas nos basaremos de cara a la valoración tanto de los expertos como de los usuarios. Además, en algunos casos, será necesario utilizar funciones de conversión de valores difusos a valores numéricos y viceversa.

Teniendo en cuenta las tres opciones disponibles en los sistemas en los paradigmas contextuales aplicados en sistemas de recomendación, en este prototipo se ha optado por el pre-filtrado contextual.

No se ha optado por el filtrado post-contextual dado que de este modo el sistema recomendador partirá de un conjunto de datos menor (o a lo sumo igual) que el de los datos no filtrados. Esto influirá en el coste computacional y la cantidad de registros a tratar en grandes conjuntos de datos, lo que hará que el sistema sea más rápido. Con respecto al recomendador con modelado contextual, esta opción se presenta mucho más sencilla, de cara a los algoritmos a utilizar y de cara al coste computacional que pueden tener estos algoritmos más complejos y el conjunto de datos también más amplio.

A continuación, se describe el algoritmo que planteamos para la recomendación de ítems para una visita de un grupo:

Paso 1: Para realizar el filtrado contextual, se tienen en cuenta diferentes parámetros como la distancia del grupo a los ítems; y también aspectos relativos a la presencia de niños o discapacitados en el grupo, horario y día de la semana planeado, el deseo por parte de los miembros del grupo de comer en el POI o sus proximidades, y la previsión meteorológica del día seleccionado para la visita.

Evidentemente toda esta información de carácter contextual ayudará a seleccionar o descartar cada uno de

los POIs existentes en la BBDD y nos generará dos nuevas tablas poisFiltrados y poisDescartados. A partir de la primera de ellas se continúa con el paso 2 del presente algoritmo.

Para el cálculo de las distancias dadas las posiciones del grupo y del POI mediante coordenadas de longitud y latitud se ha usado la fórmula *haversine* (Zucker 1983) de navegación astronómica basada en la ley esférica del coseno. Para el resto de los atributos contextuales se analiza si el POI en cuestión está abierto o no en el día y hora de la visita, si la presencia de niños o discapacitados es un impedimento para la visita, si existen lugares en el entorno para poder comer y las condiciones meteorológicas que puedan ser adversas para la visita. Normalmente todos estos ítems van a tener tres posibles valores: sí, indiferente y no.

La forma de realizar el filtrado es bastante simple. Por ejemplo, si suponemos un grupo en el que hay niños, se habrá marcado como característica del grupo esta circunstancia. El algoritmo rechazará todos aquellos POIs en los que se indica que la presencia de niños "No" es recomendable y ese ítem no pasará al grupo de los filtrados con éxito junto con todos aquellos en los que la presencia de niños haya sido valorada por los expertos como "Sí" o "Indiferente". De forma similar se actuará sobre los distintos atributos contextuales.

Tanto en este paso como en los siguientes, se han definido unas operaciones denominadas similitudes, que son muy sencillas de obtener y que permiten comparar las valoraciones de las características de los puntos tanto con las características contextuales como con las individuales de cada miembro del grupo:

- Si la etiqueta del POI coincide con la valoración contextual del grupo o la particular del usuario le daremos un valor 1.
- Si la valoración del POI y del usuario son contiguas en la escala le daremos una valoración 0,5.
- En otro caso daremos una valoración 0.

Es importante declarar que las escalas aplicadas a los POIs se han hecho coincidir con las correspondientes aplicadas al contexto y las valoraciones de los usuarios para simplificar el problema de cálculo. Es evidente que se podrían haber utilizado diferentes escalas para lo cual necesitaríamos operaciones más complejas para poder hacer las comparaciones oportunas (Galindo et al, 2006).

Paso 2: A partir de los POIs filtrados en el paso anterior, que ya han sido almacenados en la tabla poisFiltrados, calculamos el valor de similitud para todos los usuarios del grupo con respecto a los descriptores y características seleccionados para cada POI que pasó el filtro con éxito:

$$\text{Sim}(N(u), Ds(i)) = \text{Sim}_i^u$$

Valor de similitud para el usuario "u" y el POI "i". N(u) hace referencia a la necesidad del turista "u" y Ds(i) hace referencia al conjunto de características, atributos y descriptores del POI "i". Es decir, se estudiará con la expresión anterior, la similitud entre lo que busca el turista con los diferentes POIs. Es decir, a partir de los valores

calculados con esta fórmula construimos una matriz, donde se tendrán las valoraciones de todos los POIs filtrados respecto a los atributos (descriptores turísticos y características del ítem) que fueron valorados en su momento por los expertos (descriptores y características de los POIs) y por los usuarios (descriptores y características de los usuarios). Cuando hablamos de descriptores se refieren a si un ítem se puede considerar por ejemplo de turismo cultural, de negocios, de naturaleza, etc. Respecto a las características del ítem, podemos incluir características como si es económico, si tiene vistas, etc.

Para clarificar lo expresado, vamos a mostrar un ejemplo: supongamos que un determinado restaurante tiene la característica "Vistas" descrito con un valor "Nulo" en una escala (Alto, Medio, Bajo, Nulo), y supongamos que el cliente desea ir a un restaurante con vistas (es decir su valoración de esta característica es "Alto"), En este caso la similitud de esta característica será cero. En el caso que el restaurante tuviera bonitas vistas, el valor de similitud sería uno. Es decir, que el valor de similitud de cada características será un valor entre 0 y 1, siendo el valor 0 el que describe la incompatibilidad y el 1 el valor de compatibilidad total.

$$\forall u, \forall i \text{ Sim} = \begin{pmatrix} \text{Sim}_{11} & \dots \text{Sim}_{1j} \dots & \text{Sim}_{1n} \\ \square & & \square \\ \text{Sim}_{n1} & \dots \text{Sim}_{nj} \dots & \text{Sim}_{nm} \end{pmatrix}$$

Paso 3: A partir de las medidas de similitud calculadas en el paso anterior, se obtiene la relación de preferencia para cada POI. Para ello partimos del grado de inclusión (Zadeh, 1996), y nos basaremos en la medida de necesidad (Galindo, Urrutia y Piattini, 2006). Se trata de una medida que considerará en este caso un POI A como referencia y mira las características de otro POI B que son comunes. Este grado se denota como S(A,B) y su cálculo se obtiene de la siguiente forma (Galindo et al., 2006):

$$S(A, B) = \inf_x \min(1 - F_A(x) + F_B(x), 1)$$

Donde $F_A(X)$ y $F_B(X)$ son las funciones de pertenencia de A y B. De modo que para obtener el grado de preferencia del POI A sobre el POI B para un usuario dado tendremos:

$$\text{pref}_{AB} = S(B, A)$$

Por tanto, este algoritmo recorrerá todos los POIs comparando todos los atributos (descriptores y características). Como es necesario saber el grado de preferencia entre un punto "i" y un punto "j" por parte de un usuario "u" se deben tener calculados los valores de similitud Sim_i^u y Sim_j^u para cada uno de los usuarios (estos valores son los que obtuvimos precisamente en el paso 2). Por tanto, ahora para cada usuario, calculamos la matriz de preferencia entre cada dos puntos i, j de los POIs previamente filtrados:

$$\text{pref}_{ij} = S(j, i) = \inf_x \min(1 - F_{\text{Sim}_i^u}(x) + F_{\text{Sim}_j^u}(x), 1)$$

En la expresión anterior se calculará la preferencia que tiene para un usuario entre los ítems i y j . Es decir, se halla el valor mínimo, que será siempre inferior o igual a 1, relativo a la preferencia que tiene un usuario " u " a un POI " i " con respecto a un POI " j ". Esto lo se hará teniendo en cuenta todos los descriptores y características de los puntos en cuestión. En la expresión se utiliza la función ínfimo (inf)

A partir de la aplicación de esta fórmula para cada dos puntos obtendremos la matriz de preferencia en cuestión:

$$PREF_u = \begin{pmatrix} pref_{11} & \dots & pref_{1j} \dots & pref_{1n} \\ \square & & \square & \square \\ pref_{n1} & \dots & pref_{nj} \dots & pref_{nn} \end{pmatrix}$$

Una vez aplicado el algoritmo tendremos una matriz de preferencia para cada uno de los usuarios del grupo.

Paso 4: Calcular la matriz de preferencia estricta de cada usuario para cada punto o actividad turística, donde cada elemento se calcula de la siguiente manera:

$$pref_{ij}^{estricta} = \max(pref_{ij} - pref_{ji}, 0)$$

A partir de estos valores se construye la matriz de preferencia estricta de cada usuario a partir de la matriz de preferencia calculada con anterioridad, el resultado de estará siempre entre 0 y 1:

$$PREF_u^{estricta} = \begin{pmatrix} pref_{11}^{estricta} & \dots & pref_{1j}^{estricta} \dots & pref_{1n}^{estricta} \\ \square & & \square & \square \\ pref_{n1}^{estricta} & \dots & pref_{nj}^{estricta} \dots & pref_{nn}^{estricta} \end{pmatrix}$$

Paso 5: Cálculo del grado de no dominancia (GND), que indica el grado en el que un ítem no es dominado por una mayoría difusa del resto (Pérez, 2008), con lo que debemos calcular para cada POI y usuario, este valor, para lo cual usamos la siguiente fórmula:

$$GND_i^u = \min\{1 - pref_{ji}^{estricta}, j \neq i\}$$

Paso 6: Con el objetivo de dar más importancia a las necesidades solicitadas por aquellos usuarios que tengan un grado de personalidad más autoritario, el valor GND_i obtenido se multiplicará por dos, mientras que para aquellos individuos que sean más permisivos, se dividirá su valor GND_i entre dos.

El valor de personalidad se ha obtenido mediante un test (el detalle del mismo queda fuera del alcance del presente trabajo), obteniendo un valor 1 para la persona muy autoritaria y 0 para la persona nada autoritaria. Así, para simplificar el problema, se ha supuesto que aquellas personas que tengan un valor de autoridad entre 0,5 y 1 serán consideradas autoritarias, mientras que aquellos que tengan un valor inferior al 0,5 serán no autoritarias.

De esta forma, para cada POI se obtiene la suma de los valores obtenidos de forma individual por cada uno de los miembros del grupo GND_i^g y de este modo se obtendrá un conjunto ordenado de POIs recomendados.

$$GND_i^g = \sum GND_i^u$$

La lista que se ofrecerá al grupo se basará en una ordenación en orden descendente por valor de GND_i^g . De esta forma se tiene en cuenta en la recomendación tanto el contexto del grupo, las preferencias de cada uno de los individuos y la personalidad de los diferentes miembros.

En las diferentes ensayos realizados con el sistema creado, una de las características más destacable es que al realizar diferentes tipos de pruebas con una importante cantidad de recursos turísticos disponibles (entre 100 y 1000) y número de usuarios de grupo (entre 2 y 5), el pre-filtrado contextual consigue reducir en un porcentaje muy importante (la mayoría de las veces entre un 40% y un 80%) de puntos turísticos, lo que hace que el sistema de recomendación trabaje con un número de puntos bastante menor y computacionalmente los resultados de respuesta son muy rápidos.

4. conclusiones

El uso e implantación de diferentes tipos de herramientas tecnológicas aplicadas al turismo como los sistemas de recomendación pueden potenciar al sector turístico. Si bien se alcanza el objetivo de recomendación turística grupal basada en rasgos de personalidad, cabe destacar que no se conseguirá un éxito total si no se integran con los sistemas ya existentes. Muchos autores (Aguayo et al., 2010; Leiva, 2014) consideran que la interoperabilidad de los diferentes sistemas de un destino turístico permite que la gestión de la información sea sostenible y con un nivel de calidad satisfactorio, lo que redundará en beneficio de las empresas, destinos turísticos y usuarios. Una línea futura de trabajo debe ser la inclusión de sistemas de recomendación a sistemas integrados de gestión turística.

El turista actual está habituado a las tecnologías de la información y demanda de ellas respuestas, también en el ámbito turístico. Las empresas y las instituciones del sector turístico deben proporcionar herramientas para prestar un mejor servicio y de esta manera ofrecer aquellos productos que son más afines al turista.

En este artículo se presenta un sistema de recomendación para grupos basado en personalidad que tiene en cuenta el contexto y que está basado en técnicas de recomendación basadas en contenido.

El uso de información difusa resulta un aspecto muy interesante, ya que permite al turista especificar sus preferencias con un grado de libertad grande y con un lenguaje cercano.

El turista actual demanda cada vez más información adaptada a sus preferencias, por lo que las empresas y las instituciones de gestión del turismo y de destinos deben proporcionar herramientas para prestar un mejor servicio y ofertar aquellos productos que son más afines al turista. Sistemas como el propuesto en este trabajo facilitarán a las propias empresas y organizaciones de destinos obtener el conocimiento y preferencias de los

turistas, la demanda y trazabilidad, pudiendo conocer de manera eficiente la realidad del destino, así como orientar la política turística.

Una de las principales ventajas del modelo propuesto es que ante un conjunto de ítems muy grande (1000) es capaz de dar resultados prácticamente de forma instantánea ya que debido a que utilizamos un pre-filtrado contextual, conseguimos que el motor de recomendación trabaje con un número de ítems sensiblemente menor. Esta característica hace que ofrezca resultados de forma más rápida a otros que no siguen este tipo de técnica.

En el trabajo futuro queremos profundizar en otros aspectos de la personalidad como el estado de ánimo, ya que está íntimamente relacionado con los intereses y preferencias. Es evidente que tener en cuenta el grado de autoridad o permisividad de un usuario es importante para modular las recomendaciones, pero son muchos los factores relacionados con la personalidad que pueden ayudar a mejorar la recomendación.

Otro aspecto a mejorar y que puede resultar interesante, es que cada usuario que forme parte del grupo pueda conocer el motivo por el que el sistema ofrece esa recomendación, y cómo es de atractiva para cada miembro del grupo.

5. bibliografía

- Adomavicius, G.; Tuzhilin, A.; Berkovsky, S. y Said A. (2010). "Context-awareness in recommender systems: research workshop and movie recommendation challenge". *RecSys 2010*: 385-396
- Aguayo, A.; Guevara, A.; Rossi, C.; Caro, J.L. y Leiva, J.L. (2010) "Sistema integrado de gestión de destinos". *Congreso Turitec 2010*. Málaga.
- Batet, M., Moreno, A., Sánchez, D., Isem, D y Valls, A. (2012) "Turist@: Agent-based personalised recommendation of tourist activities". *Expert Systems with Applications*, Volume 39, Issue 8, 2012: 7379-7329
- Bernardos, A.B. (2007) "*Servicios y aplicaciones en movilidad para el sector turístico*". CITIC, Madrid
- Bezerra, B. y Carvalho, F. (2004). "A symbolic approach for content-based information filtering". *Information Processing Letters*, 92 (1)
- Borràs, J., Moreno, A., Valls, A., Ferré, M., Ciurana, E., Salvat, J. Russo, A.P. y Anton-Clavé, S. (2012) "Uso de técnicas de inteligencia artificial para hacer recomendaciones enoturísticas personalizadas en la provincia de Tarragona". *Congreso Turitec 2012*. Málaga.
- Burke, R. (2000). "Knowledge-based recommender systems". *Encyclopedia of Library and Information Systems*, 69 (32)
- Castejón, R. y Méndez, E. (2012): "*Introducción a la economía para turismo*". Prentice-Hall. España
- Contador, I. y Fernández-Tobías, I. (2014): "On the exploitation of user personality in recommender systems". In *CEUR Workshop Proceedings*. Mouzhi Ge.
- Fesenmaier, D.R.; Werthner, H. y Wober, K. (2006) "Destination Recommendation System. Behavioural Foundations and Applications", CAB International, USA.
- Galindo, J., Urrutia, A. y Piattini, M. (2006). "*Fuzzy databases, modeling, design and implementation*". Ed. Idea Group Inc (IGI)
- Goh, D.; Lee, C y Ang, R. (2010) "Determining Services for the Mobile Tourist". *The Journal of Computer Information Systems*, 51 (1): 31-40.
- Guevara, A., Aguayo, A., Gómez, I., Caro, J., Leiva, J. y otros (2009): "*Sistemas informáticos aplicados al turismo*". Editorial Pirámide.
- Jameson, A. y Smyth, B. (2007) "Recommendation to groups", en P. Brusilovsky, A. Kobsa y W. Nejdl (eds) *The Adaptive Web, Methods and Strategies of Web Personalization*, vol. 4321 de Lecture Notes in Computer Science, Springer: pp. 596-627
- Juaneda, C.N. y Riera, A. (2011): "La oportunidad de la investigación en economía del turismo." *Estudios de Economía Aplicada*, 29(3), 711-722.
- Lashkari, A., Parhizkar, B. y Mohamedali, M.A. (2010). "*Augmented Reality Tourist Catalogue Using Mobile Technology*"
- Leiva, J.L. (2014), "*Realidad aumentada bajo tecnología móvil basada en el contexto aplicada a destinos turísticos*". Tesis Doctoral. Universidad de Málaga.
- Leiva, J.; Guevara, A. y Rossi, C. (2012) "Sistemas de recomendación para realidad aumentada en un sistema integral gestión de destinos". *Revista de Análisis Turístico*, nº14: 69-81
- Lymberopoulos, D., Zhao, P., König, A., Berberich, K. y Liu, J. (2011). "*Location-aware click prediction in mobile local search*".
- Nunes, M. y Hu, R. (2012): "Personality-based Recommender Systems: An Overview". In: *Proceedings of the 6th ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 5-6
- Pazzani M.J. (1999). "A framework for collaborative, content-based and demographic filtering". *Artificial Intelligence Review*, 13: 393-408.
- Pérez, L.G. (2008), "*Modelo de recomendación con falta de información. Aplicaciones al sector turístico*". Tesis doctoral. Universidad de Jaén.
- Schwab I.; Kobsa A. y Koychev I. (2001). "*Learning user interests through positive examples using content analysis and collaborative filtering*". Technical report, Fraunhofer Institute for Applied Information Technology, Germany, 2001.
- Schafer, J.; Frankowski, D.; Herlocker, J. y Sen, S. (2007) "Collaborative Filtering Recommender Systems". In *Adaptive Web 2007*, LNCS, vol. 4321, Heidelberg, Springer: 291-324
- Sundbo, J.; Orfila, S. y Sorensen, F. (2007). "The innovative behaviour of tourism firms. Comparative studies of Denmark and Spain". *Research Policy*, nº88: 88-106
- Thomas, K. y Kilmann, R. (1974): "*Thomas-Kilmann Conflict Mode Instrument*". Tuxedo, New York.

- UNWTO (2015). "UNWTO, *Compendium of Tourism Statistics*", Data 2009-2013"
- Xiang, Z. y Pan, B. (2011): "Travel queries on cities in the United States: Implications for search engine marketing for tourist destinations." *Tourism Management*, 32: 88-97
- Zadeh, L.A. (1996). "Fuzzy logic = computing with words". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(2):103-111
- Zucker, Ruth (1983). "Chapter 4.3.147: *Elementary Transcendental Functions - Circular functions*".