

# Recomendación de puntos de interés turístico a partir de la web\*

## *Recommendation of Tourist Points of Interest using the Web as source*

Eladio M. Blanco-López, Arturo Montejo-Ráez  
Fernando J. Martínez-Santiago, Miguel Á. García-Cumbreras  
Universidad de Jaén  
23071 - Jaén (Spain)  
{emblanco, amontejo, dofer, magc}@ujaen.es

**Resumen:** Este artículo presenta un sistema de recomendación híbrido, basado en contenido y comunidad de usuarios, para recomendar a los usuarios los lugares próximos más afines a sus gustos. El contenido se extrae de forma automática de la web oficial del punto de interés. Destacamos los buenos resultados obtenidos cuando la información recuperada para cada lugar de su sitio web es descriptiva. Nuestros experimentos se han realizado sobre los datos ofrecidos por la organización del Contextual Suggestion Track en TREC 2014, una tarea exigente donde la información de los usuarios es dispersa y cuyas recomendaciones se deben obtener a partir de coordenadas geográficas y poca información adicional.

**Palabras clave:** Sistemas de recomendación, extracción de información, turismo

**Abstract:** This paper introduces a hybrid recommender system, based on both content and community of users, to suggest places according to user's interests. The content has been automatically extracted from official web page of each place. We remark the promising results obtained when the official web site provides descriptive content. Our experiments have been performed on the Contextual Suggestion Track dataset from TREC 2014, a competitive task where information about users is very sparse and recommendations must come from only GPS coordinates and few additional information.

**Keywords:** Recommender systems, information extraction, tourism

## 1 Introducción

En este trabajo se presenta un sistema de recomendación de puntos de interés turístico próximos a la ubicación geográfica de un usuario. Se propone un sistema híbrido, basado en contenido y comunidad de usuarios, para recomendar a los usuarios los lugares próximos más afines a sus gustos. El contenido se extrae de forma automática de la web oficial del punto de interés. El sistema desarrollado obtiene buenos resultados cuando la información recuperada para cada lugar de su sitio web es descriptiva. El sistema ha sido evaluado sobre la colección de datos de la tarea "Contextual Suggestion Track" del TREC 2014 (Text Retrieval Conference).

Los sistemas de recomendación tienen como objetivo el sugerir, de entre un conjunto de ítems candidatos, aquellos que pueden resultar de mayor interés para el usuario (Ricci, Rokach, y Shapira, 2011). Esto implica disponer de información sobre el usuario y sobre los ítems, aunque se trate únicamente de las evaluaciones (puntuaciones) de los primeros sobre los segundos. Son muchas las aplicaciones de los sistemas de recomendación y se utilizan tres tipos de estrategias principales: basados en contenido (Pazzani y Billsus, 2007), con filtrado colaborativo (Schafer et al., 2007) o mixtos (Adomavicius y Tuzhilin, 2005). Los sistemas basados en contenido analizan la información disponible de cada ítem para extraer una serie de características que puedan cotejarse con las preferencias del usuario. Esto implica, por ende, la necesidad de dicho perfil de usuario, lo cual no siempre es posible. En el caso de los sistemas basa-

\* Este trabajo se ha desarrollado gracias a la financiación parcial del proyecto ATTOS (TIN2012-38536-C03-0) del Gobierno de España y del proyecto CEATIC-2013-01 de la Universidad de Jaén.

dos en filtrado colaborativo se trabaja sobre una matriz usuario-ítem cuyos valores suelen ser las puntuaciones (*ratings*) de los usuarios sobre los productos. De esta forma, podemos construir un vector de características de un usuario sobre la base de los ítems puntuados o, por el contrario, vectores de ítems con base en las puntuaciones de los usuarios. El filtrado colaborativo aprovecha estos vectores para buscar usuarios o ítems afines.

Gracias a la llegada de los dispositivos móviles con sensores GPS, ha surgido la posibilidad de añadir dicho elemento como parte de los condicionantes de un usuario. Así, para sugerir puntos de interés turístico (*POI: Point of Interest*) la información de posición representa un elemento fundamental en el ámbito turístico (Horozov, Narasimhan, y Vasudevan, 2006). A partir de este hecho, y debido al creciente aumento de información facilitada por distintos sensores, así como otras cuestiones de relevancia como el momento del día o la meteorología, surgen los denominados *sistemas de recomendación contextuales* (Adomavicius y Tuzhilin, 2011).

Según el informe del The Second Strategic Workshop on Information Retrieval en Lorne (Allan et al., 2012): "*Los sistemas de recomendación futuros deben anticiparse a las necesidades del usuario y responder con la información apropiada al contexto sin que el usuario tenga que realizar una consulta explícita [...]. En un contexto móvil, el sistema se corresponderá a una app que recomendará lugares y actividades interesantes según la ubicación del usuario, preferencias personales, historia pasada y factores del entorno como el clima, tiempo [...]. Al contrario que muchos sistemas de recomendación tradicionales, estos sistemas serán de dominio abierto, capaces de realizar sugerencias y sintetizar información de múltiples fuentes [...]*".

Por ejemplo, se podría imaginar a un investigador de Tecnologías del Lenguaje Humano (TLH) con una tarde libre en el congreso de la SEPLN en Gerona; conociendo algunos lugares visitados en otras ediciones de la SEPLN, un sistema de sugerencias contextual le podría recomendar cenar en el restaurante Massana, visitar los baños árabes o tomar una copa en la terraza del Hotel Gran Ulltonia. Nuestro sistema pretende ofrecer una solución a este nuevo paradigma considerando el procesamiento de los textos descriptivos de un lugar parte fundamental del proceso.

El artículo se organiza del siguiente modo: En primer lugar, se presenta una síntesis del estado del arte en esta tarea tomando como referencia principal los experimentos realizados en la Contextual Suggestion Track del 2013. En segundo lugar, se pasa a describir los datos utilizados para la realización de la experimentación. A continuación se describe el sistema propuesto, detallando los módulos implementados en cada una de sus fases. Después se hace una discusión de los resultados obtenidos. Por último, se presentan las conclusiones y las líneas para el trabajo futuro.

## 2 Estado del arte

En este punto se describe el estado del arte en la tarea, basándonos en los experimentos realizados por los participantes en el TREC 2013 Contextual Suggestion Track y otras publicaciones relevantes en el ámbito de los sistemas de recomendación contextuales orientados a turismo.

En el Contextual Suggestion Track de 2013, los sistemas de Jiang y He (2013), Avula, O'Connor, y Arguello (2013) y Yang y Fang (2013) utilizaron Yelp<sup>1</sup>, una red social para la puntuación de lugares, desde restaurantes u hoteles hasta clínicas de fisioterapia, para obtener sugerencias candidatas y comprobar las más similares con los perfiles de usuario. Otros como Bellogin et al. (2013) han utilizado el conjunto de datos cerrado ClueWeb12, recuperando una subcolección de los documentos más relevantes para cada contexto y ordenándola según el perfil. En Luo y Yang (2013) además extraen nombres de lugares de WikiTravel<sup>2</sup> y hacen consultas para crear la colección.

Una estrategia común entre los participantes ha sido la de alimentarse de redes sociales donde se comparten, comentan y puntúan lugares de interés. Así por ejemplo, en McCreddie et al. (2013), Roy, Bandyopadhyay, y Mitra (2013) y Drosatos et al. (2013) se usan redes sociales basadas en posición como Google Places<sup>3</sup>, FourSquare<sup>4</sup> y Facebook Places<sup>5</sup> para recopilar lugares. Generalmente la descripción de los mismos se llevaba a cabo mediante información recuperada de sus webs de motores de búsqueda como Google y

<sup>1</sup><http://www.yelp.com>

<sup>2</sup><http://wikitravel.org>

<sup>3</sup><http://www.google-places.com>

<sup>4</sup><http://foursquare.com>

<sup>5</sup><http://facebook.com/places>

Bing.

En general, estos sistemas se fundamentan en técnicas de recuperación de información donde la función de distancia suele ser probabilística, una combinación lineal de pesos o mediante algoritmos de aprendizaje automático. La diferencia no radica tanto en la tecnología utilizada, sino en la forma en que se genera el contenido sobre el que se calcula el peso final en el ranking de recomendaciones (Dean-Hall et al., 2013). Así por ejemplo, Yang y Fang (2013) (equipo que obtuvo los mejores resultados) proponen un sistema basado en contenido donde el perfil de usuario se construye a partir de los comentarios de otros usuarios a los lugares preferidos de dicho usuario. El equipo de Lugano (Rikitianskii, Harvey, y Crestani, 2013) crea perfiles positivos y negativos a partir de expansiones sobre las descripciones de los sitios encontradas con Yandex y Google Custom Search API. Drosatos y sus colegas (Drosatos et al., 2013) generan el contenido mediante técnicas de *crowdsourcing* a partir de los fragmentos descriptivos que devuelven los motores de búsqueda Google y Bing.

El comercio electrónico ha cambiado la industria del turismo y como se afirma en Werthner y Ricci (2004) es un buen área para la investigación aplicando sistemas de recomendación. En Fesenmaier, Wöber, y Werthner (2006) se hace un análisis de los sistemas de recomendación aplicados al turismo y en Staab et al. (2002) destacan los sistemas de recomendación para viajes haciendo hincapié en la personalización y ubicación como prerequisites imprescindibles para el éxito de aplicaciones turísticas. Nuestro grupo tiene experiencia en la construcción de sistemas de recomendación para guiado, con el sistema GeOasis (Martínez-Santiago et al., 2012), si bien este sistema estaba enmarcado dentro de una ontología controlada, en un dominio muy concreto y fundamentado en reglas definidas para la toma de decisiones.

### 3 Datos para la experimentación

Como entrada para la tarea del *Contextual Suggestion Track*, a los participantes se les proporciona un conjunto de perfiles de usuario, un conjunto de ejemplos de sugerencias y un conjunto de contextos. Cada perfil se corresponde con un usuario e indica sus preferencias con unas sugerencias de ejemplo. Por ejemplo, una sugerencia puede ser tomar una

cerveza en el Dogfish Head Alehouse y en el perfil del usuario puede haber una preferencia negativa con respecto a dicha sugerencia. Cada sugerencia de entrenamiento incluye un título, una descripción y una URL asociada. Cada contexto se corresponde con una localización geográfica (una ciudad), como por ejemplo Gaithersburg o Maryland (todas en Estados Unidos).

Para cada par perfil/contexto, los participantes tienen que elaborar una lista ordenada de 50 sugerencias. Cada sugerencia debe ser apropiada para el perfil (basada en las preferencias del usuario) y el contexto (según la localización). Los perfiles están formados por preferencias de usuarios reales, de entre estudiantes y graduados universitarios, los cuales evalúan las sugerencias propuestas. Para los experimentos se ha asumido que los usuarios tienen edad legal de beber, disponen de hasta 5 horas para llegar hasta el lugar sugerido y tienen acceso al transporte apropiado. Esta restricción de tiempo, determinada por los organizadores de la tarea es lo suficientemente holgada como para que la gran mayoría de los sistemas participantes descarten la componente temporal como característica decisiva en la propuesta de sugerencias.

#### 3.1 Ejemplos de sugerencias y perfiles

Los perfiles constan de dos puntuaciones para una serie de sugerencias, una puntuación para el título y la descripción y otra puntuación para el sitio web de la sugerencia en cuestión. Por tanto, el perfil proporciona información sobre qué sugerencias gustan o no a un determinado usuario. Las puntuaciones están basadas en una escala de 5 puntos según lo interesado que esté el usuario en realizar la actividad si estuviese visitando la ciudad en la que se halla el lugar propuesto:

- 4: Altamente interesado
- 3: Interesado
- 2: Neutral
- 1: Desinteresado
- 0: Altamente no interesado
- -1: La web no cargó o no se dio puntuación

Toda la información relativa a usuarios, contextos y sugerencias se proporciona de la siguiente forma:

- **examples2014.csv**: Contiene 100 sugerencias de ejemplo que han sido puntuadas por los usuarios. El formato es `id, title, description, URL`.
- **profiles2014-100.csv**: Contiene las puntuaciones dadas por los usuarios a las 100 sugerencias de ejemplo. Se compone de 11.600 puntuaciones realizadas por 115 usuarios. El formato es `id, attraction_id, description, website`.
- **profiles2014-70.csv**: Contiene las puntuaciones dadas por los usuarios a un subconjunto de 70 sugerencias de ejemplo. Se compone de 12.810 puntuaciones realizadas por 182 usuarios. El formato es `id, attraction_id, description, website`.
- **contexts2014.csv**: Son los contextos para realizar las sugerencias se han elaborado con las ciudades principales de 50 áreas metropolitanas seleccionadas aleatoriamente, excluyendo las dos ciudades utilizadas en las sugerencias de ejemplo (Chicago, IL y Santa Fe, NM).

#### 4 Descripción del sistema propuesto

Se ha desarrollado un sistema de recomendación basado en contenido donde se ha creado un modelo de espacio vectorial para cada sugerencia (en adelante POI - *Point Of Interest*) y, a partir de las puntuaciones dadas en cada perfil a los POIs facilitados, se ha elaborado un modelo del usuario como agregado ponderado de los vectores de cada POI.

A continuación se presentan las tres fases llevadas a cabo con los módulos implementados en cada una de ellas.

##### 4.1 Fase 1: Generación de los vectores de perfil

En primer lugar, se han obtenido las categorías de los POIs. Para ello, se han comprobado manualmente las categorías de Google Places que se corresponden con los términos de los ejemplos de lugares suministrados. El conjunto de categorías que finalmente considera son 14: *aquarium, bakery, bar, cafe, cemetery, church, food, lodging, museum, park, restaurant, school, spa y store*.

En esta primera fase se generan los vectores de perfil de usuario a partir de las puntuaciones y la información extraída de la web

de cada POI. En la Figura 1 se muestra el esquema seguido.

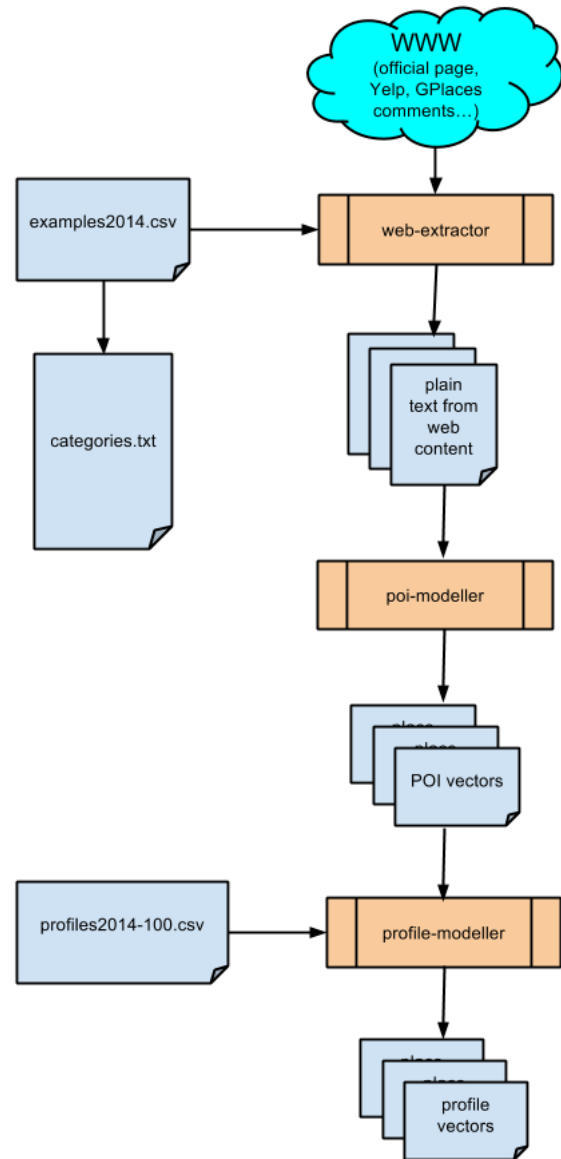


Figura 1: Fase 1

- **web-extractor**. Partiendo de las URLs de los POIs de ejemplo, se extrae información de la web mediante dos procesos: un *crawling* para obtener, a partir de la URL, páginas hasta un segundo nivel de jerarquía, y extracción de términos/características (limpieza del HTML), que genera un documento de texto plano. Se genera así para cada POI un archivo en texto plano y además, se enriquece con información extraída de otras fuentes como Google Places y Yelp.
- **poi-modeller**. A continuación se toma

la colección de documentos generada de POIs para crear los vectores de POIs asignando un peso a cada término mediante TF-IDF. Esto no es sino representar los POIs en el Modelo de Espacio Vectorial (*bag of words*)

- **profile-modeller.** Cada usuario ha realizado una puntuación para la descripción y título del POI y otra para su página web. Para los cálculos realizados se ha tenido en cuenta la media de ambas puntuaciones como puntuación general de un usuario a un POI. Por tanto, a partir de las puntuaciones a POIs de cada usuario y los vectores de POIs anteriores, se genera el vector de cada usuario, construido como la media ponderada por las puntuaciones de los vectores de los POIs evaluados por el usuario.

#### 4.2 Fase 2: Generación de vectores de POIs candidatos

En esta segunda fase, se genera una base de conocimiento de lugares de interés (POIs) usando la API de Google Places. A diferencia de la fase anterior, donde ya teníamos identificados los POIs de entrenamiento evaluados por los usuarios, en esta fase buscamos nuevos POIs para cada uno de los contextos (ciudades) considerados en la competición. Esto implica crear la base de conocimiento a partir de la cual podremos generar recomendaciones. En la Figura 2 se muestra el esquema seguido.

- **gplaces-extractor.** Se parte de las categorías obtenidas en la fase anterior y de un listado de contextos o ciudades donde buscar los POIs. Ambos sirven de entrada a este módulo para extraer los POIs mediante la API de Google Places. Dado un lugar (ciudad) y una lista de tipos de POIs (categorías) se puebla una base de datos NoSQL (MongoDB) con metadatos (incluyendo la URL de la web del POI).
- **web-extractor.** Partiendo de las URLs de los POIs obtenidos, se extrae información de la web mediante *crawling* (sacando, a partir de la URL, páginas hasta un segundo nivel de jerarquía) y limpiado (extracción de términos/características), generando un documento de texto plano por POI, al igual que se vio en la

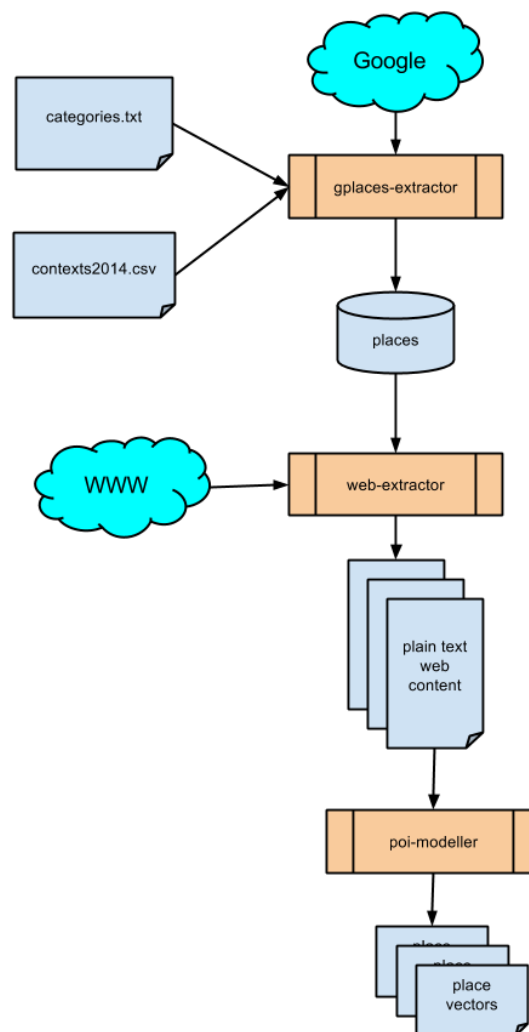


Figura 2: Fase 2

fase anterior. De nuevo, cada archivo de texto plano generado por POI se enriquece con información extraída de otras fuentes como Google Places.

- **poi-modeller.** A continuación se toma la colección de documentos generada de POIs para crear los vectores de POIs asignando un peso a cada término mediante TF-IDF.

#### 4.3 Fase 3: Generación de las sugerencias

En la tercera fase ya tenemos el sistema preparado para generar sugerencias pues disponemos de una representación de los usuarios (fase 1) y una base de conocimiento de POIs (fase 2). Ahora se generan las sugerencias a partir de los vectores de perfiles y los vectores de lugares para cada una de las ciudades

o contextos. Este proceso muestra en la Figura 3.

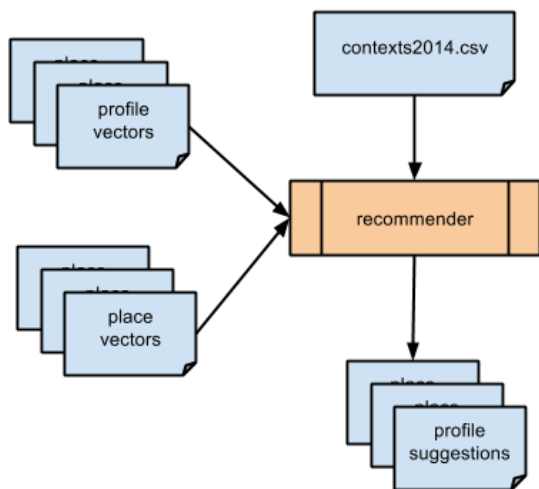


Figura 3: Fase 3

En primer lugar, los vectores de lugares obtenidos en la fase anterior se distribuyen en colecciones según la ciudad o el contexto al que pertenecen. Para cada usuario se hace un ranking de lugares en cada una de las 50 colecciones, utilizando la similitud del coseno entre el vector del usuario y el vector de lugar. Por último, se obtienen las recomendaciones dejando los 50 lugares más similares a cada usuario en cada una de las colecciones.

## 5 Resultados obtenidos

La organización del Contextual Suggestion Track utiliza las siguientes métricas para evaluar las sugerencias:

- P@5: precisión en los primeros 5 resultados devueltos (Craswell, 2009a).
- MRR: (Mean Reciprocal Rank): medida calculada sobre la base de la posición del primer documento seleccionado por el usuario dentro del ranking propuesto (Craswell, 2009b).
- TBG (Time-Biased Gain): medida calculada basada en el tiempo que le lleva a un usuario validar un resultado. Esto puede tener repercusión según la calidad de la sugerencia (calidad del título y la descripción) así como la calidad del sitio web oficial (Smucker y Clarke, 2012).

En la Tabla 1 se presentan los resultados obtenidos con el sistema propuesto sobre 25

ejecuciones (25 evaluadores) sobre el total de resultados devueltos (50) para cada evaluador y cada contexto.

Medida	Mejor	Media	Peor
P@5	0,7986	0,3491	0,0053
MRR	0,9738	0,5350	0,0069
TBG	3,8452	1,3685	0,0164

Tabla 1: Puntuaciones detalladas

Como puede verse en estos resultados, el sistema tiene un valor de dispersión en su comportamiento bastante alto. El mejor resultado (el mejor valorado por el usuario) tiene una puntuación media alta (P@5 de 0,79) y, además, suele ubicarse en posiciones superiores del ranking (MRR de 0,93). Las mejores sugerencias suelen llevar más tiempo de inspección al evaluador (TBG de 3,84 segundos). Por contra, como hemos comentado acerca de la dispersión, la valoración media de los resultados no es tan alta. Esto nos sugiere que es más deseable una estrategia "menos es más", y proponer un número reducido de sugerencias. Es importante notar que cuando se disponía de webs con información descriptiva, sí se obtenían buenos resultados, como se puede observar en la columna "Mejor" de la tabla 1.

Con respecto a los valores obtenidos en la competición Contextual Suggestion Track del TREC 2014<sup>6</sup>, nuestros resultados quedan en la parte final de los rankings (valores concretos no facilitados en el momento de escribir este artículo). Si comparamos estos resultados con los de la edición anterior (2013), vemos que los mejores valores para P@5, MRR y TBG fueron 0,5094, 0,6320 y 2,4474 respectivamente, por lo que nos sentimos satisfechos con el sistema propuesto. Nos anima ver que, a pesar de ser nuestra primera participación, hemos sido capaces de construir un sistema completo usando tecnologías muy similares a las del resto de grupos. Estamos convencidos de que podríamos mejorarlo trabajando el componente de generación de contenido para los POIs, ya que el sistema usado daba un alto porcentaje de contenido vacío.

<sup>6</sup><http://trec.nist.gov/proceedings/proceedings.html> (las actas no estaban disponibles en el momento de redactar este artículo)

## 6 Conclusiones y trabajo futuro

El sistema propuesto contempla una arquitectura completa para la sugerencia de lugares de interés turístico próximos al usuario. La solución adoptada es altamente modular y permite la adición de nuevas fuentes de lugares. El sistema ha sido evaluado sobre los datos facilitados por la organización del Contextual Suggestion Track celebrado en el seno del TREC 2014. Los resultados obtenidos son esperanzadores, pero sin duda nos sugieren la necesidad de mejorar determinados módulos críticos.

El principal problema se ha encontrado en el módulo **web-extractor**, ya que muchas de las webs consultadas no tenían textos descriptivos. Se limitaban a ofrecer contenido multimedia o texto estructurado. Esto supone todo un reto pues no basta con el procesamiento del contenido textual, sino que es necesario ir más allá en la extracción de características concretas que nos permitan generar un descripción lo suficientemente informativa para el usuario. Una de las posibles soluciones es el aplicar técnicas de *slot filling* (Ji y Grishman, 2011) para completar una ficha modelo del lugar.

También como parte del trabajo futuro se pretende adaptar el sistema para utilizarlo como herramienta de Orientación Profesional para alumnos de Educación Primaria en España. Se pretende crear un sistema de recomendación basado en contenido de vídeos profesionales mediante fichas de información de los mismos, adaptando los recursos consruídos al español.

## Bibliografía

- Adomavicius, G. y A. Tuzhilin. 2005. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 17(6):734–749.
- Adomavicius, G. y A. Tuzhilin. 2011. Context-aware recommender systems. En *Recommender systems handbook*. Springer, páginas 217–253.
- Allan, J., B. Croft, A. Moffat, y M. Sanderson. 2012. Frontiers, challenges, and opportunities for information retrieval: Report from swirl 2012 the second strategic workshop on information retrieval in london. En *ACM SIGIR Forum*, volumen 46, páginas 2–32. ACM.
- Avula, S., J. O'Connor, y J. Arguello. 2013. A Nearest Neighbor Approach to Contextual Suggestion. En NIST (NIST, 2013).
- Bellogin, A., G. Gebremeskel, J. He, A. Said, T. Samar, A. de Vries, J. Lin, y J. Vuurens. 2013. CWI and TU Delft Notebook TREC 2013: Contextual Suggestion, Federated Web Search, KBA, and Web Tracks. En NIST (NIST, 2013).
- Craswell, N. 2009a. Mean Reciprocal Rank. *Encyclopedia of Database Systems*, página 1776.
- Craswell, N. 2009b. Precision at n. *Encyclopedia of Database Systems*, páginas 2127–2128.
- Dean-Hall, A., C. Clarke, N. Simone, J. Kamps, P. Thomas, y E. Voorhees. 2013. Overview of the TREC 2013 Contextual Suggestion Track. En NIST (NIST, 2013).
- Drosatos, G., G. Stamatelatos, A. Arampatzis, y P. Efraimidis. 2013. DUTH at TREC 2013 Contextual Suggestion Track. En NIST (NIST, 2013).
- Fesenmaier, D., K. Wöber, y H. Werthner. 2006. *Destination recommendation systems: Behavioural foundations and applications*. CABI.
- Horozov, T., N. Narasimhan, y V. Vasudevan. 2006. Using location for personalized poi recommendations in mobile environments. En *Applications and the Internet, 2006. SAINT 2006. International Symposium on*, páginas 6–pp. IEEE.
- Ji, H. y R. Grishman. 2011. Knowledge base population: Successful approaches and challenges. En *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies-Volume 1*, páginas 1148–1158. Association for Computational Linguistics.
- Jiang, M. y D. He. 2013. PITT at TREC 2013 Contextual Suggestion Track. En NIST (NIST, 2013).
- Luo, J. y H. Yang. 2013. Boosting Venue Page Rankings for Contextual Retrieval—Georgetown at TREC 2013 Contextual Suggestion Track. En NIST (NIST, 2013).

- Martínez-Santiago, F., F. Ariza-López, A. Montejó-Ráez, y A. Ureña-López. 2012. Geosis: A knowledge-based geo-referenced tourist assistant. *Expert Systems with Applications*, 39(14):11737 – 11745.
- McCreadie, R., M. Albakour, S. Mackie, N. Limosopathan, C. Macdonald, I. Ounis, y B. Dincer. 2013. University of Glasgow at TREC 2013: Experiments with Terrier in Contextual Suggestion, Temporal Summarisation and Web Tracks. En NIST (NIST, 2013).
- NIST, editor. 2013. *TREC 2013*.
- Pazzani, M. y D. Billsus. 2007. Content-based recommendation systems. En *The adaptive web*. Springer, páginas 325–341.
- Ricci, F., L. Rokach, y B. Shapira. 2011. *Introduction to recommender systems handbook*. Springer.
- Rikitianskii, A., M. Harvey, y F. Crestani. 2013. University of Lugano at the TREC 2013 Contextual Suggestion Track. En NIST (NIST, 2013).
- Roy, D., A. Bandyopadhyay, y M. Mitra. 2013. A Simple Context Dependent Suggestion System. En NIST (NIST, 2013).
- Schafer, J., D. Frankowski, J. Herlocker, y S. Sen. 2007. Collaborative filtering recommender systems. En *The adaptive web*. Springer, páginas 291–324.
- Smucker, M. y C. Clarke. 2012. Modeling user variance in time-biased gain. En ACM, editor, *Proceedings of the Symposium on Human-Computer Interaction and Information Retrieval*, páginas 1–10, New York, NY, USA.
- Staab, S., H. Werthner, F. Ricci, A. Zipf, U. Gretzel, D. Fesenmaier, C. Paris, y C. Knoblock. 2002. Intelligent systems for tourism. *IEEE Intelligent Systems*, 17(6):53–64.
- Werthner, H. y F. Ricci. 2004. E-commerce and tourism. *Communications of the ACM*, 47(12):101–105.
- Yang, P. y H. Fang. 2013. An Opinion-aware Approach to Contextual Suggestion. En NIST (NIST, 2013).