

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Inteligencia Artificial
Recibido: 09/05/2015 | Aceptado: 26/06/2014

Filtrado espacial, semántico y colaborativo para apoyar decisiones en entornos ubicuos

Spatial, semantic and collaborative filtering to support decisions on ubiquitous environments

Guillermo González Suárez ^{1*}, Tatiana Delgado Fernández ², José Luis Capote Fernández ¹, Rafael Cruz Iglesias ¹

¹ Agencia GeoMIX, Empresa GeoSí, Grupo Empresarial GEOCUBA. Juan Bruno Zayas # 13, Manicaragua, Villa Clara, Cuba. guille@geomix.geocuba.cu, capote@geomix.geocuba.cu, rcruz@geomix.geocuba.cu

² Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, CUJAE. Facultad de Ingeniería Industrial. La Habana, Cuba. tdelgado@ind.cujae.edu.cu.

* Autor para correspondencia: guille@geomix.geocuba.cu

Resumen

Los Sistemas de Recomendaciones han emergido con fuerza en la Web para personalizar la información que reciben los usuarios. Esta investigación aporta la dimensión espacial y semántica para construir Sistemas de Recomendaciones Colaborativos. Es particularmente relevante el uso de servicios Web derivados de la Infraestructura de Datos Espaciales de la República de Cuba, la cual constituye el principal reservorio de datos espaciales accesibles desde la Web en el país. Por otra parte, la inclusión de conceptos derivados de la Web Semántica, como las ontologías y los servicios de consulta semántica posibilitan una recuperación más efectiva de la información necesaria en motores de Sistemas de Recomendaciones Colaborativos. Se describe la metodología empleada consistente en dos fases de filtrado de datos: espacial-semántico y colaborativo. En una etapa de pre-filtrado, se describen los filtrados espacial y semántico, cuyo objetivo es obtener la información que requerirá el motor del Sistema de Recomendaciones que embebe a su vez el filtrado colaborativo basado en las preferencias del usuario y en el subconjunto de puntos de interés previamente obtenido. Finalmente, se ofrecen elementos de la implementación de la investigación en una aplicación. Este trabajo impacta en la necesidad de obtener información útil a partir de datos dispersos, voluminosos y de diferente naturaleza, en un mundo cada vez más ubicuo, donde el crecimiento de dispositivos móviles y otros sensores enlazados a la Web es exponencial.

Palabras clave: entorno ubicuo, infraestructura datos espaciales, ontología, sistema de recomendaciones

Abstract

Recommender Systems have emerged on the Web to customize information received by users. This research provides spatial and semantic components to build Collaborative Recommender Systems. The use of web services derived from the Spatial Data Infrastructure of the Republic of Cuba, which constitutes the main spatial data source accessible via Web in the country, is particularly relevant. The inclusion of concepts from Semantic Web, as ontologies and semantic query services, allow information retrieving used by Recommender Systems engines more effectively. A methodology based on two stages of filters (spatio-semantic and collaborative filters) is described. In the first stage, considered the pre-filtering, spatial and semantic filters are explained. Once the information necessary for the Collaborative Recommender System is obtained, the resulting points of interest and user preferences are processed by the Collaborative Filter. Finally, some elements of a Recommender System implementation for a mobile application are discussed. This work impacts on the need to obtain useful information from distributed, voluminous and heterogeneous data, in a more ubiquitous world, where mobile devices and Web sensors growth exponentially.

Keywords: recommender system, spatial data infrastructure, ontology, ubiquitous environment.

Introducción

Décadas atrás resultaba inconcebible pensar en vehículos comandados por voz, en viviendas o edificios “inteligentes”, en sistemas que ofrezcan servicios según la ubicación del usuario, entre otros. Sin embargo, en la actualidad resulta natural debido a la innovación en las tecnologías de información y comunicaciones. La existencia de pequeños dispositivos embebidos en el entorno de las personas enviando información constante de lo que allí sucede, propicia la idea de contar con sistemas de software, que utilizando la información del contexto presenten automáticamente respuestas adecuadas a él. Con la aparición y divulgación de dispositivos móviles como los notebook, PDA y los teléfonos inteligentes, los sistemas ubicuos están en aumento y haciéndose muy populares por estos días (Caserotto, 2012). El término ubicuo en informática se refiere a una nueva forma de interactuar con los dispositivos en la que la interacción ocurre en cualquier momento, en cualquier lugar, de una forma (casi) automática (Weiser, 1991). Un campo en la gama amplia de informática ubicua es el llamado sensibilidad al contexto de los sistemas (Adomavicius, 2010).

Ante la gran cantidad de información existente en la Web y de algunos servicios que se proporcionan en la misma, como procesos de venta o de mercado, en los últimos años se han ido desarrollando e implantando diferentes herramientas para facilitar a los usuarios un acceso rápido y adecuado a la información que necesitan (Espinilla, 2009). Los Sistemas de Recomendaciones han emergido con fuerza en este ámbito, como herramientas, cuya misión

es personalizar la información que reciben los usuarios de acuerdo a sus necesidades, preferencias y/o gustos. Debido a su éxito, existe un amplio espectro de aplicaciones de los sistemas de recomendaciones (Resnick, 1997) (Schafer, 2001), sobre todo para comercio electrónico y ocio.

Dependiendo del tipo de información que utilizan para realizar sus recomendaciones, los sistemas de recomendaciones se pueden clasificar en diferentes tipos. Tradicionalmente existen dos paradigmas para la selección de elementos o filtrado de acuerdo con la manera de realizar las recomendaciones (Adomavicius, 2011), (Van Setten, 2005): sistemas de recomendaciones colaborativos y sistemas de recomendaciones basados en contenido. El alcance de este trabajo abarca al tipo de sistemas de recomendaciones colaborativos.

Los sistemas de recomendaciones colaborativos (Billsus, 2000), (Guo, 2007), (Sarwar, 2001): son probablemente los más extendidos en el mercado. Se han utilizado con éxito en múltiples ocasiones y constituyen el modelo más estable en la actualidad. Estos agregan las valoraciones o recomendaciones de los objetos, identifican los gustos comunes de los usuarios basándose en sus valoraciones y generan una nueva recomendación teniendo en cuenta las comparaciones entre usuarios.

La mayoría de las descripciones de los elementos o ítems y las características de los usuarios en los sistemas de recomendaciones se muestran en forma textual. La comprensión y estructuración del texto es una parte muy importante en la recomendación. Esa fue la razón de la creación de nuevas técnicas de minería de texto que se basan en el análisis semántico. Los sistemas de recomendaciones que incorporan estas técnicas se denominan sistemas de recomendaciones semánticos (Elgohary, 2010).

El uso de ontologías en los sistemas de recomendaciones, permite paliar determinados problemas: garantizan la interoperabilidad de los recursos del sistema con la homogeneidad de la representación de la información, contextualizan de forma dinámica las preferencias de los usuarios en un dominio específico, atenúan el problema de “arranque en frío” al poder completar la información incompleta mediante inferencias, posibilitan extender semánticamente las descripciones de los factores contextuales en que se encuentra el usuario (Peis, 2008).

Al incorporar la posición como parte del contexto del usuario así como de los lugares de interés se hace necesario un cuerpo de estándares orientado a garantizar el acceso a la información geoespacial en Internet. Para este fin el Open

Geospatial Consortium (OGC) (OGC, 2010) y el Comité Técnico 211 de ISO (ISO/TC211, 2010) han trabajado en el desarrollo de un grupo de especificaciones y estándares que orquestadas forman una Infraestructura de Datos Espaciales. Orientado a la recuperación de Información Geoespacial en Internet se definió el estándar para Servicios de Objetos Geográficos en Web (OGC, 2005), mediante el cual se pueden utilizar filtros que garanticen el acceso a los objetos de interés dentro de una colección de estos. Al nivel sintáctico todos los elementos estaban garantizados en los estándares existentes, solo faltaba mejorar la efectividad en la recuperación con la utilización de la semántica. Muchos estudios se han orientado a la recuperación semántica de Información Geoespacial en Entornos de Infraestructuras de Datos Espaciales (IDE) (Janowicz, 2009) y para la Infraestructura de Datos Espaciales de la República de Cuba (IDERC) se ha definido un Modelo de Servicios orientados a este fin (Capote, 2011).

Este trabajo propone el desarrollo de un filtrado propio que sea capaz de, utilizando técnicas de sistemas de recomendaciones colaborativos en el marco de la web semántica, contribuir al refinamiento del filtrado de la información que llega al usuario en entornos ubicuos y los apoye en la toma de decisiones, haciendo uso de los servicios básicos de la IDERC.

Metodología computacional

Un problema de recomendación puede formularse de la siguiente manera: Sea U el conjunto de todos los usuarios y P el conjunto de todos los posibles puntos de interés que pueden ser recomendados, entonces se tiene que, para cada usuario $u \in U$, se quiere elegir un punto $p \in P$ que maximice la satisfacción de u (Ricci, 2011).

El proceso de recomendación típicamente comienza con la especificación de un juego inicial de preferencias que, o se proporcionan explícitamente por los usuarios u y/o se infieren implícitamente por el sistema. Una vez especificadas, el sistema de recomendaciones intenta estimar la función de la valuación R para un nuevo par (u, p) ; $R: U \times P \rightarrow \mathbb{R}$. Una vez que la función R es estimada para el par Usuario \times Punto de Interés, el sistema de recomendaciones puede sugerir los lugares con más alto valor de estimación para cada usuario. Estos sistemas de recomendaciones que consideran sólo el usuario y dimensiones del artículo en el proceso de las sugerencias, se denominan sistemas tradicionales o bidimensionales (2D) y están descritos mediante una función que toma los datos de las preferencias de los usuarios como entrada y produce una lista de recomendaciones para cada usuario como salida (Ricci, 2011).

Los sistemas de recomendaciones sensibles al contexto, tienen en cuenta información del entorno en que se desenvuelve el usuario y típicamente tratan con los datos de la forma <usuario; artículo; contexto; preferencias>, donde cada registro específico incluye también la información contextual en que el artículo se consumió por este usuario. En este trabajo se hace uso del paradigma del pre-filtrado contextual, en el que la información sobre el contexto actual c se usa para seleccionar o construir los datos que van a servir de fuente a cualquier implementación de sistema de recomendaciones 2D tradicional (Adomavicius, 2010), así lo muestra el gráfico del Anexo 1.

Como resultado de la aplicación de este paradigma se reducen las dimensiones del espacio vectorial de las recomendaciones, ya que los datos primarios tienen 3 dimensiones: Usuarios (U), Puntos de Interés (P) y Contexto (C); luego una función de valoración para este universo sería:

$$R_{U \times P \times C}^D: U \times P \times C \rightarrow R'$$

donde: D contiene los registros de la forma < u, p, c, r >.

Luego este espacio tridimensional puede ser reducido a uno de dos dimensiones con la aplicación de un pre-filtrado contextual, quedando listo para ser procesado por un motor de recomendaciones 2D. La metodología seguida abarca, por tanto, dos procesos: filtrado espacial-semántico y colaborativo que son descritos a continuación.

Filtrado espacial-semántico

La generación de áreas de influencia (*buffer*) implica la creación de una zona alrededor de un punto, línea o polígono, de un ancho especificado. Con frecuencia las operaciones de los Sistemas de Información Geográfica requieren la generación de áreas de influencia en ciertos análisis (Masó, 2008).

Para la ejecución de este filtro es indispensable contar con los datos de posición del usuario, que son capturados por el dispositivo móvil. Esta etapa reduce considerablemente el universo de búsqueda, ya que se eliminan aquellos destinos que no están dentro del área de influencia. Los resultados devueltos se almacenan en un fichero en formato GML, que sirve de fuente de información para el siguiente filtrado, como se muestra en el anexo 2.

Para la selección de los destinos incluidos en el área de influencia se elaboró una consulta semántica en formato *GeoSPARQL*, esta especificación establece una clase base para los objetos geográficos que se nombra *Feature*, que tiene una propiedad denominada *defaultGeometry* donde se define la representación geométrica del objeto. Además define las relaciones espaciales entre los diferentes objetos geográficos. Como parte de la especificación de *GeoSPARQL* se definieron las relaciones espaciales a representar explícitamente entre objetos y un conjunto de funciones que permiten dinámicamente operar espacialmente sobre los datos en la ontología (OGC, 2012). Con las especificaciones de la información, un fragmento de esa consulta se puede apreciar a continuación:

```
PREFIX geo: http://www.opengis.net/ont/OGC-GeoSPARQL/1.0/  
PREFIX geof: http://www.opengis.net/def/queryLanguage/OGC-GeoSPARQL/  
SELECT ?lugar WHERE { ?lugar geo:hasGeometry ?pgeo FILTER (geof:distance (?pgeo,  
"POINT((-80.089005 23.913574))"^^geo-sf:WKTLiteral), units:m) < 2000)}
```

La consulta anterior está elaborada para solicitar los sitios pertenecientes a la ontología de lugares que se encuentran a menos de 2000 metros del sitio donde se encuentra el usuario que se corresponde con las coordenadas: (-80.089005 23.913574). El resultado obtenido, se almacena en forma GML y está listo para ser usado en el filtrado semántico.

Con el fin de seleccionar un elemento *p*, dentro de los puntos extraídos del paso anterior, se utiliza el filtro semántico implementado en la IDERC (Capote, 2011), que permite realizar una selección de los lugares de interés para representar la clasificación de todas las actividades vinculadas al contexto en *P* y el administrador de perfiles para obtener los datos de los usuarios en *U*, como se puede apreciar en el anexo 3.

El filtro semántico de puntos de interés es el encargado, en primera instancia, de recuperar los datos de museos y sus catálogos, edificios monumentales y la información histórica asociada a ellos, los restaurantes y sus menús, tiendas y sus promociones actuales, hoteles con servicios de reserva, etc. Este componente recibe una petición cuando cambia el contexto de usuario o se ejecuta una acción por parte del usuario.

Esta solicitud es traducida y convertida a formato de filtro semántico, que el componente relaciona con los criterios solicitados al administrador de contexto de usuario y como resultado de la ejecución se obtiene una lista de lugares que coinciden con el contexto. A continuación se muestra un ejemplo de consulta en formato *SPARQL*, listo para ejecutarse:

```
PREFIX geo: http://www.opengis.net/ont/OGC-GeoSPARQL/1.0/
```

```
PREFIX geof:http://www.opengis.net/def/queryLanguage/OGC-GeoSPARQL/  
SELECT ?lugar WHERE {  
  ?lugar a place:Restaurante }
```

En esta consulta, se están seleccionando de la ontología de lugares los sitios que en su descripción coinciden con Restaurante, o sea está reduciendo los posibles destinos a esta característica, a partir de que el usuario registrado en este momento tiene entre sus preferencias este lugar.

Como la semántica de los lugares está descrita por una ontología, el motor de búsqueda semántica es consciente de la jerarquía de clases de cada punto de interés. Esto significa que el motor puede seleccionar la estrategia de predicción apropiada para cada clase de destino.

El resultado de la ejecución de esta etapa es un fichero que incluye una lista de puntos de interés (p), los usuarios que los han visitado (u) y la puntuación que le han ofrecido en su momento (r), en forma de tripletas (u, p, r). Este fichero es el punto de partida de la siguiente etapa, que se encargará de realizar la recomendación del (los) destino(s) que más se acercan a las preferencias del usuario a partir de la puntuación ofrecida por ellos y del nivel de similitud entre el usuario que hace la solicitud y el resto de los usuarios de los que se tiene información en el sistema.

Filtrado colaborativo

En esta etapa de filtrado es fundamental un elemento, el motor de recomendación, que utiliza múltiples estrategias para predecir cómo cada destino puede responder a las preferencias del usuario. Una estrategia selecciona y/o combina múltiples técnicas de predicción para decidir cuál es la más adecuada para proporcionar una recomendación basada en la información más actualizada del conocimiento del usuario.

El motor de recomendaciones requiere datos para preparar en qué basará sus recomendaciones, estos datos se procesan en forma de preferencias. Una preferencia consiste en un identificador de usuario, un identificador de artículo y la preferencia del usuario por el artículo, es expresada mediante números (Ricci, 2011). El valor de la preferencia en el modelo está representado de forma que los valores más grandes indican que estas son más fuertes, estos valores suelen oscilar en una escala del 1 al 10, donde 1 indica sitios de menor preferencia y los puntuados con un 10 los favoritos.

Como resultado del filtrado espacial - semántico, llega una lista de posibles destinos organizados de la forma (U x P x R), como muestra en el anexo 4, lo que hace posible el uso de cualquier motor de recomendaciones tradicionales 2D. Cuando se dispone de los datos listos se instancia al motor de recomendaciones.

El motor de recomendaciones utiliza una base de datos de elementos y usuarios para generar predicciones. Primeramente, emplea técnicas estadísticas para encontrar a vecinos, es decir usuarios con un historial de valoraciones sobre los elementos similar al usuario actual. Una vez que se ha construido una lista de vecinos se combinan sus preferencias para generar una lista con los N elementos más recomendables para el usuario actual. Esta técnica de recomendación se denomina “vecinos más cercanos”.

En primer lugar es necesario medir los parecidos de todos los usuarios con el usuario actual, para ello se ejecutan funciones que permiten calcular su grado de similitud y vecindad. En caso del método se utiliza la función de correlación de Pearson definida como sigue:

$$w_{a,u} = \frac{\sum_{i=1}^m [(r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2 \sum_{i=1}^m (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \quad (1)$$

donde:

$w_{a,u}$ es el valor (peso) de la similitud entre el usuario activo a y su vecino u .

m es el número de elementos.

$r_{a,i}$ es el valor de preferencia asignado por el usuario activo a al elemento i .

\bar{r}_a representa la media de todos los valores asignados por el usuario activo a .

$r_{u,i}$ es el valor de preferencia asignado por el usuario u al elemento i .

\bar{r}_u representa la media de todos los valores asignados por el usuario u .

Después de compiladas todas las similitudes entre los usuarios, la vecindad está formada y el motor está en condiciones de realizar las recomendaciones. Para ello, el método se sigue por la siguiente función de predicción:

$$P_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^n [(r_{u,i} - \bar{r}_u) * w_{a,u}]}{\sum_{u=1}^n w_{a,u}} \quad (2)$$

donde:

$P_{a,i}$ representa la predicción para el usuario activo a respecto a el elemento i .

r_a representa la media de todos los valores asignados por el usuario activo a .

$r_{u,i}$ es el valor de preferencia asignado por el usuario u al elemento i .

r_u representa la media de todos los valores asignados por el usuario u .

$w_{a,u}$ es el valor (peso) de la similitud entre el usuario activo a y su vecino u .

n es el número de vecinos.

Una vez que el motor de recomendaciones termina su ejecución, se logra una lista ordenada de lugares o puntos de interés, donde los primeros son los que más interesan al usuario, estos puntos son incorporados a un fichero en formato GML y están listos para su visualización.

Resultados y discusión

En este epígrafe se ofrecen aspectos técnicos de la implementación de los componentes del filtro propuesto, se implementa una aplicación para recomendar sobre puntos de interés a usuarios móviles.

Tecnologías utilizadas en la implementación

Para la representación de la base de conocimiento a partir de las que se harán las recomendaciones, se utiliza una ontología de lugares. Esta ontología almacena el conocimiento acerca de un dominio de interés específico, describiendo los conceptos de dicho dominio y las relaciones existentes entre estos conceptos. Para la escritura de las ontologías existen diferentes lenguajes; sin embargo, en la implementación se utilizó OWL (*Ontology Web Language*) (W3C, 2009), estándar definido por la W3C. Se implementó usando *Protégé*, un entorno de desarrollo de sistemas basados en conocimiento creado por Mark Musen.

El actor principal del método es el usuario final que, a través de su dispositivo móvil, hace uso de la aplicación que lo implementa. Por ello es muy importante la construcción de una base relacional que modele las características que enmarcan su interacción con el sistema, su perfil. Esta base de datos se modeló en PostgreSQL 9.2.

Para operar con la ontología se utiliza Jena, una de las librerías más populares en la gestión de ontologías, desarrollada por *Hewlett Packard*; que permite leer, recorrer y modificar grafos tanto RDF (Brickley, 2000) como OWL desde un programa Java. Jena permite además guardar las ontologías tanto en RDF textual como en formato de

base de datos, lo que es importante para grafos muy grandes. Incluye, así mismo, un motor de consultas para RDQL (Seaborne, 2004). Las últimas versiones de Jena han incorporado también motores de razonamiento para las expresiones lógicas de OWL.

La calidad de las recomendaciones del método propuesto depende del componente que las realiza y lógicamente influyen en la eficiencia de la ejecución del mismo. Dentro de los motores existentes se escogió *Mahout*, una biblioteca de código abierto de aprendizaje automatizado del proyecto *Apache*.

Los algoritmos que implementa se clasifican bajo el gran paradigma del aprendizaje automatizado o la inteligencia colectiva que en el entorno de *Mahout* significa sistema de recomendaciones (basado en filtrado colaborativo), agrupamiento y clasificación. Es una biblioteca de Java que ofrece un marco de desarrollo (*framework*) para ser usado por desarrolladores y diseñadores. Comenzó a desarrollarse en 2008 como un sub-proyecto del proyecto *Lucene*, que proporciona un motor de búsqueda, minería de texto y técnicas de recuperación de información (Owen, 2012).

La integración de las tecnologías, que contribuyó a la implementación del método propuesto se hizo en *Java*. Se utilizó como marco de desarrollo (*framework*) *Google Web Toolkit* (GWT). Los ambientes visuales se lograron utilizando Ext. Los nuevos desarrollos se hicieron usando el entorno de desarrollo integrado *NetBeans*. Para la visualización de los datos geográficos en el cliente se utilizó *OpenLayers*.

Aplicación basada en el método

Como resultado de la implementación se obtuvo una aplicación Web que a partir de los datos de posición del usuario, los datos del perfil de la base de datos de perfiles y los lugares de la ontología, recomienda los puntos de interés que puedan interesar a un usuario a partir de sus preferencias, ordenadas por este valor de forma descendente. Esta información, la devuelve el componente en formato GML.

La ventana de visualización de resultados contiene varias pestañas en su parte superior, encargadas de visualizar cada uno de los puntos de interés seleccionados. Además tiene incorporada en su base inferior dos botones con las opciones de Visitar e Ignorar. Si el usuario hace clic en el botón de visitar, ese punto de interés se diferencia en el mapa y auxiliándose del servicio de planificación de rutas de la IDERC, se establece la ruta de llegada desde el punto

donde se encuentra el usuario hasta el punto de interés seleccionado, marcándose en rojo sobre el mapa, como se muestra en el anexo 5.

Con la aplicación de sistemas de recomendaciones de puntos de interés concebidos a partir de pre-filtrado espacial - semántico, como el que se ha descrito en este trabajo se consigue acercar la potencialidad de las Infraestructuras de Datos Espaciales a diferentes entornos de la vida del hombre moderno, sin necesidad de ser tan siquiera conscientes de ello. Por lo tanto, habilitan espacial y semánticamente al usuario para apoyar decisiones cotidianas basadas en sus propias preferencias.

Conclusiones

Con el desarrollo de este trabajo se logró un método que combina en un solo proceso las tecnologías de filtrado de información, apoyado en la web semántica, el contexto y los servicios básicos de la IDERC. Esto aumenta la efectividad en la recuperación y personalización de la información que llega al ciudadano en entornos ubicuos de IDE, ayudándolo en la toma de decisiones.

El filtrado colaborativo precedido de filtrados espacial y semántico habilita a usuarios de cualquier dominio para tomar decisiones apoyadas en sus preferencias, considerando la ubicación espacial en que se encuentre y las características del contexto. Este tipo de sistema de recomendaciones aprende de los usuarios, haciéndose cada vez más preciso a medida que crecen los mismos. Los usuarios no solo aportan sus preferencias, sino sus propias decisiones, las que se tienen en cuenta en futuras predicciones para otros usuarios de similares preferencias.

Una de las vertientes futuras emanada de esta investigación, estará encaminada a alimentar el potencial analítico de efectivas plataformas de Inteligencia de Negocio, que apoyadas en la potencialidad de los servicios espaciales de la IDERC se conviertan en herramientas de utilidad para la sociedad en esta era del conocimiento y la información.

Referencias

- ADOMAVICIUS, G. Context-awareness in recommender systems. En: Research workshop and movie recommendation challenge. RecSys, 2010: p. 385 – 396. ISSN 1613-0073.
- ADOMAVICIUS, G.; TUZHILIN, A. Context-Aware Recommender Systems. Recommender systems handbook. Springer US, 2011. p. 217-253.

- BILLSUS, D.; PAZZANI, M.J. User modeling for adaptive news access. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2000, 10(2-3): p. 147-180.
- BRICKLEY, D.; GUHA, R.V. Resource description framework (RDF) schema specification 1.0.W3C. Candidate Recommendation, 2000.
- CAPOTE, J. L. Modelo de Servicios Semánticos en la IDERC. Tesis doctoral. ITM José Martí. La Habana, 2011.
- CASEROTTO, G. A. Computación Ubicua, Sensibilidad al Contexto y Mashups. Tesis doctoral. Universidad de Mar del Plata, Argentina. Facultad de Informática. 2012.
- ELGOHARY, A.; NOMIR, H.; SAMIR, I.; BADAWEY, M.; YOUSRI, N. A. Wiki-rec: A semantic-based recommendation system using wikipedia as an ontology. En *Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, 10th International Conference. IEEE, 2010: p. 1465-1470.
- ESPINILLA, M.; RODRÍGUEZ, R. M.; MARTÍNEZ, L.; PÉREZ, L.G; BARRANCO, M; SR-REJA. Sistema de Recomendación Híbrido.Georreferenciado. Tesis de grado. Universidad de Jaén, España. 2009.
- GUO, X.; LU, J. Intelligent e-government services with recommendation techniques. *International Journal of Intelligent Systems*, 2007, 22(5): p. 401–417.
- ISO/TC211 ISO/TC 211. Geographic Information / Geomatics [En línea]. - Agosto de 2010. - Marzo de 2013. - <http://www.isotc211.org/>.
- JANOWICZ, K.; SCHADE, S.; BRÖRING, A.; KESSLER, C.; MAUÉ, P.; STASCH, C. Semantic Enablement for Spatial Data Infrastructures. *Transactions in GIS*, 2009, 14(2): p 111-129.
- MASÓ, J.; PONS, X. Del SIG de escritorio al entorno cliente-servidor con Web Processing Service. Tesis doctoral. Departament de Geografia, Universitat Autònoma de Barcelona, 2008.
- OGC <http://www.opengis.net/ont/OGC-GeoSPARQL/1.0/>. - [Consultado Marzo 2012].
- OGC Welcome to the OGC Website [En línea]. - 03 de Febrero de 2010. - Marzo de 2013. - <http://www.opengeospatial.org/>.
- OGC® OGC Web Feature Service (WFS) Implementation Specification [En línea] // OGC Document No. 04-094. - 2005. - <http://www.opengis.org/>.
- OWEN, S.; ANIL, R.; DUNNING, T.; FRIEDMAN, E. *Mahout in Action*. New York, Manning Publications Co., 2012. ISBN: 9781935182689.
- PEIS, E.; MORALES DEL CASTILLO, J. M.; DELGADO, J. A. Sistemas de Recomendación Semánticos. Un análisis del estado de la cuestión. *Hipertext.net* (6), 2008.
- RESNICK, P. Recommender Systems. *Communications of the ACM*, 1997, 40(3): p.56-58.
- RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B.; KANTOR, P. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011. ISBN 978-0-387-85819-7.

SARWAR, B.; KARYPIS, M.; KONSTAN, G.; REIDL, J. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. En Proceedings of the 10th International World Wide Web Conference (WWW10), 2001, p. 285–295. ISSN: 978-1-60558-799-8.

SCHAFER, J. B.; KONSTAN, J. A.; RIEDL, J. E-Commerce Recommender Applications. Data Mining And Knowledge Discovery. Norwell, Usa, Kluwer Academic Publishers. 2001.

SEABORNE, A. RDQL-a query language for RDF.W3C Member Submission. 2004.

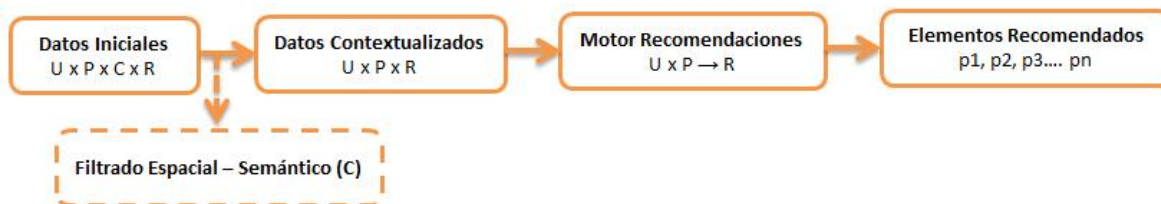
VAN SETTEN, M. Supporting people in finding information: hybrid recommender systems and goal-based structuring. 2005.

W3C OWL Web Ontology Language Overview [En línea]. - 2009. - <http://www.w3.org/TR/owl-features/>.

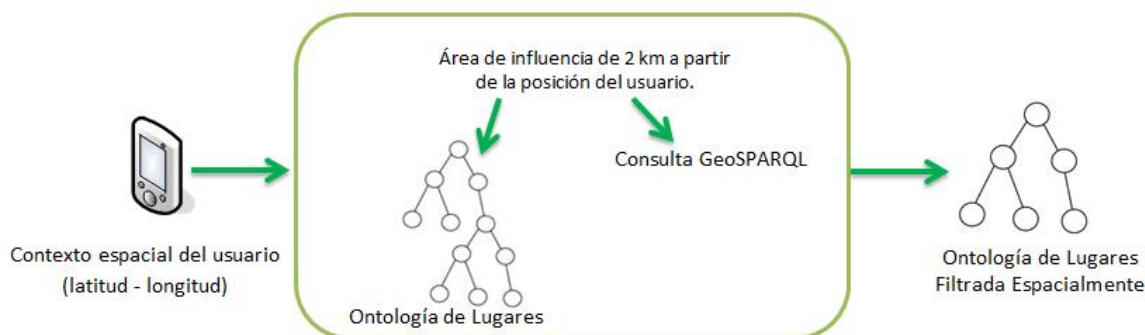
WEISER, M . The computer for the 21st century. Scientific American, 265(3), 1991: p. 94-104.

Anexos

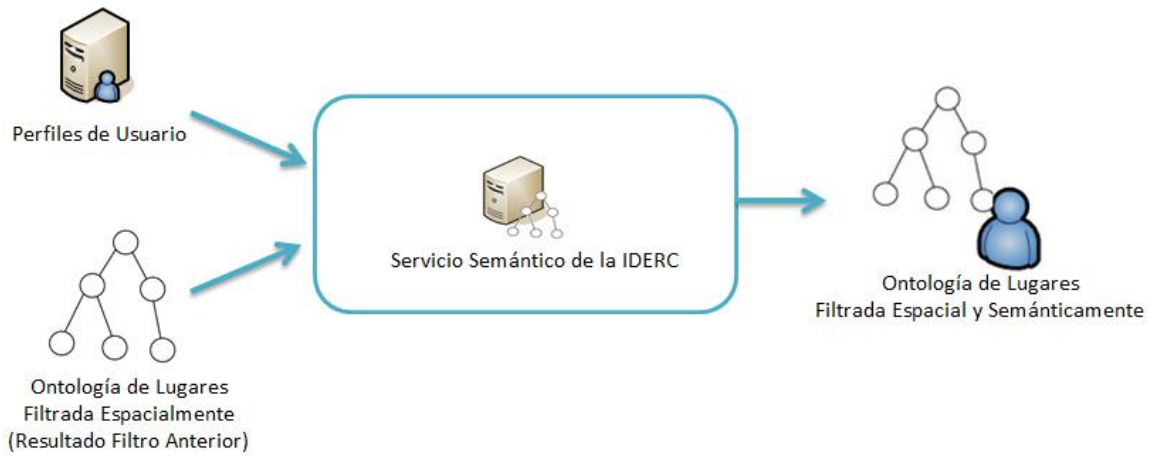
Anexo 1: Diagrama de pre - filtrado contextual.



Anexo 2: Diagrama de ejecución del primer filtro espacial – semántico.



Anexo 3: Diagrama de ejecución del segundo filtro semántico para puntos de interés.



Anexo 4: Diagrama de ejecución de la etapa de filtrado colaborativo.



Anexo 5: Aplicación basada en el modelo, resultados de lugares aceptados.

