

Modelo multi-agente para recomendación híbrida de objetos de aprendizaje

Multi-agent Model for Hybrid Recommendation of Learning Objects

Modèle multi-agent pour recommandation hybride d'objets d'apprentissage

Paula Andrea Rodríguez Marín

Administradora de Sistemas Informáticos
Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales
Estudiante Maestría en Ingeniería de Sistemas
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín
parodriguezma@unal.edu.co

Valentina Tabares Morales

Administradora de Sistemas Informáticos
Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales
Estudiante Maestría en Ingeniería de Sistemas
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín
vtabaresm@unal.edu.co

Demetrio Arturo Ovalle Carranza

Ingeniero de Sistemas y Computación
Universidad de los Andes
DEA (MSc) en Informatique – Institut National
Polytechnique de Grenoble – INPG
Docteur (PhD) en Informatique
Université Joseph Fourier – UJF
Docente en Dedicación Exclusiva Universidad Nacional de
Colombia - Sede Medellín
dovalle@unal.edu.co

Néstor Darío Duque Méndez

Ingeniero Mecánico de la
Universidad Tecnológica de Pereira
Maestría en Ingeniería de Sistemas
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín
Doctorado en Ingeniería Universidad Nacional de Colombia
Sede Medellín
Docente en Dedicación Exclusiva Universidad Nacional de
Colombia - Sede Manizales
ndduqueme@unal.edu.co

Recibido: 29 de abril de 2013
Evaluado: 8 de agosto de 2013
Aprobado: 9 de agosto de 2013
Tipo de artículo: Investigación Científica y Tecnológica

Contenido

1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
3. Desarrollo de la Metodología
4. Análisis de Resultados
5. Conclusiones
6. Referencias

Resumen

Los Objetos de Aprendizaje (OA) se distinguen de los tradicionales recursos educativos por su disponibilidad en repositorios. La conformación de federaciones de repositorios de objetos de aprendizaje es una tendencia mundial importante ya que se busca reutilizar recursos educativos para apoyar los procesos de enseñanza aprendizaje. Ante la dificultad de entregar recursos educativos que cuentan con características particulares, se propone un enfoque multi-agente que recomiende OA basados en un perfil. Existen varias técnicas propuestas para realizar recomendaciones. Cuando estas técnicas se combinan se llama recomendación híbrida. Este artículo presenta un modelo para realizar una recomendación híbrida con el fin de entregar resultados adaptados; según el cálculo de precisión, se obtuvieron resultados satisfactorios en el caso de estudio aplicado para entregar recursos educativos según un perfil de usuario.

Palabras clave

Inteligencia Artificial en Educación, Federaciones de repositorios de objetos de aprendizaje, Recomendación híbrida, Sistemas de recomendación centradas en el estudiante, Sistemas multi-agentes.

Abstract

Learning Objects (LO) are distinguished from traditional educational resources due to their availability through repositories. The creation of federations of learning objects (LO) repositories is a major global trend that aims at reusing LO in order to support teaching-learning processes. Considering the difficulty of delivering educational resources that have particular characteristics, we propose a multi-agent approach to help identifying and recommending LO based on the user's profile. Several techniques have already been proposed to make

recommendations, when these techniques are combined the recommendation is called hybrid. This paper proposes a multi-agent model in order to deliver tailored and adaptive results. According to the precision calculations which were performed we conclude that the objects delivered by the system are relevant to the student.

Keywords

Artificial Intelligence in Education, Hybrid recommendation, Learning objects repository federations, Multi-agent Systems, Student-centered recommender systems.

Résumé

Les objets d'apprentissage (OA) se différencient des ressources éducatives traditionnelles par sa disponibilité dans entrepôts. La formation de fédérations d'entrepôts d'objets d'apprentissage est une tendance mondiale important par suite de la recherche pour réutiliser des ressources éducatives qu'aident aux processus d'enseignement-apprentissage. Devant la difficulté de donner des ressources éducatives qu'aient des caractéristiques particulières, on propose une approche multi-agent qui recommande OA en se basant sur un profil. Il existe différents techniques proposés pour réaliser des recommandations. Quand ces techniques sont combinées on l'appelle recommandation hybride. Cet article présente un modèle pour réaliser une recommandation hybride avec l'intention d'obtenir des résultats adaptés ; d'après le calcul de précision, on a obtenu des résultats satisfaisants dans le cas d'étude appliqué, où sont données des ressources éducatifs selon les utilisateurs.

Mots-clés

Intelligence artificiel dans éducation, fédérations d'entrepôts d'objets d'apprentissage, recommandation hybride, systèmes de recommandation dirigés vers les étudiantes, systèmes multi-agentes

1. Introducción

El crecimiento de información en internet, la sobrecarga de datos y el aumento en las redes ubicuas (Peña, Marzo, De la Rosa & Fabregat, 2002), lleva a la necesidad de seleccionar aquello que realmente necesitan los usuarios. Es así como surgen los sistemas de recomendación para facilitar la selección de información de manera rápida. Su objetivo principal es entregar sugerencias de nuevos ítems para un usuario en particular (Niemann et al., 2010).

Los Objetos de Aprendizaje (OA) se distinguen de los tradicionales recursos educativos por su disponibilidad inmediata a través de repositorios basados en Web y para acceder a ellos se realizan búsquedas por medio de metadatos. Con el fin de maximizar el número de OA a los que un estudiante puede tener acceso, para apoyar el proceso de enseñanza/aprendizaje, los repositorios digitales centralizados se unen en federaciones de repositorios para compartir recursos y tener acceso a los recursos de los demás (Li, 2010). Los OA deben estar etiquetados con metadatos de modo que puedan ser localizados y utilizados para propósitos educacionales en ambientes basados en Web (Gil & García, 2007).

Los sistemas multi-agente son una de las tendencias emergentes en la informática y pueden dar nuevas soluciones para sistemas complejos y restrictivos. La aplicación de sistemas multi-agente se está extendiendo en casi todos los campos de *e-learning*. Estos sistemas se diferencian de los sistemas existentes, por características como la personalización, la inteligencia, la accesibilidad, la seguridad, la distribución de tareas, toma de decisión entre otras (Ahmad & Bokhari, 2012).

El aprendizaje en línea es un camino revolucionario para dar educación en la vida moderna beneficiando a más personas. Un sistema de recomendación es una pieza de software que ayuda a los usuarios a identificar la información de aprendizaje más interesante y relevante de entre un grupo grande de información educativa. Estos sistemas pueden estar basados en filtrado colaborativo, contenido o híbrido (Sikka, Dhankhar & Rana, 2012).

En un trabajo preliminar (Rodríguez, Tabares, Duque, Ovalle & Vicari, 2012) se presentó un sistema multi-agente para búsqueda, recuperación, recomendación y evaluación de OA en repositorios, en el que la búsqueda se realiza en repositorios locales y remotos, o en federaciones de repositorios, accesibles vía web y con metadatos descriptivos de estos objetos. La recomendación la realiza un solo agente que hace un filtrado. En este trabajo se extiende este agente de recomendación a un sistema de cinco agentes y que se puede extender a otros más, donde cada uno de los agentes es responsable de una técnica de recomendación y hay un agente deliberativo que decide que recomendación es más adecuada para el usuario. En detalle, se cuenta entonces con un agente para la recomendación por contenido, otro para la recomendación basada en filtrado colaborativo y uno más para la recomendación por conocimiento; además del agente usuario. Al tener varios agentes de recomendación se puede aprovechar las ventajas de los sistemas multi-agentes como el paralelismo, debido a que los procesos de recomendación de cada agente se hacen simultáneamente lo que amplía la posibilidad de entregarle al usuario mejores recursos educativos.

Conceptos básicos

En esta sección se presentan y definen los conceptos básicos necesarios para entender un sistema híbrido de recomendación.

1.1.1 Objetos de aprendizaje, repositorios y federaciones.

Según la IEEE, un OA puede considerarse como una entidad digital con características de diseño educativo que puede ser usado, reutilizado o referenciado durante el aprendizaje soportado en computador, con el objetivo de generar conocimientos, habilidades, actitudes y competencias en función de las necesidades del alumno. Los OA tienen como requisitos funcionales la accesibilidad, reutilización e interoperabilidad (Ouyang & Zhu, 2008), (Betancur, Moreno & Ovalle, 2009). El concepto de OA requiere comprender el cómo se aprende, ya que de ello va a depender el diseño del objeto en todas sus dimensiones, a saber: pedagógica, didáctica y tecnológica (Betancur et al., 2009). Adicionalmente poseen metadatos que describen e identifican los recursos educativos y facilitan su búsqueda y recuperación. Los OA están contenidos en repositorios (ROA) que son bibliotecas digitales especializadas, que alojan múltiples tipos de recursos que son utilizados en diversos ambientes de *e-learning*.

Una Federación de ROA sirve para facilitar la administración uniforme de aplicaciones para descubrir y acceder a los contenidos de los OA disponibles en un grupo de repositorios (Van de Sompel & Chute, 2008).

1.1.2 Sistemas de Recomendación

Los Sistemas de Recomendación tienen como principal objetivo brindar a los usuarios resultados de búsqueda cercanos o adaptados a sus necesidades, realizando predicciones de sus preferencias y entregando aquellos ítems que podrían acercarse más a lo esperado (Chesani, 2002), (Mizhquero, 2009). En el contexto de los OA se busca hacer las recomendaciones de acuerdo a las características de los estudiantes y sus necesidades de aprendizaje. Con el fin de mejorar las recomendaciones, estos sistemas deben realizar procesos de retroalimentación e implementar mecanismos que les permitan obtener un gran volumen de información sobre los usuarios y el uso que le dan a los OA (Li, 2010), (Sanjuán et al., 2009).

Existen varios tipos de sistemas de recomendación como:

1.1.2.1 Sistemas de Recomendación Basados en el Contenido del OA

En estos sistemas las recomendaciones son realizadas basándose solamente en un perfil creado. Los sistemas basados en contenido utilizan algoritmos “ítem a ítem” generados mediante la asociación de reglas de correlación entre ellos (Vekariya & Kulkarni, 2012)

1.1.2.2 Sistemas de Recomendación Colaborativos

Las recomendaciones se hacen basándose en el grado de similitud entre usuarios. Se fundamentan en el hecho de que los OA que le gustan a un usuario, les pueden interesar a otros usuarios con gustos similares (Recker, Walker, & Lawless, 2003), (Vekariya & Kulkarni, 2012). Para la realización de un buen sistema de recomendación colaborativo que ofrezca recomendaciones de calidad, es necesario utilizar un buen algoritmo de filtrado colaborativo, que tienen como objetivo sugerir nuevos ítems o predecir la utilidad de cierto ítem para un usuario particular basándose en las elecciones de otros usuarios similares. Estos algoritmos se clasifican en: los algoritmos basados en memoria y basados en modelos (Wang, Tsai, Lee, & Chiu, 2007)

1.1.2.3 Sistemas de Recomendación Basado en conocimiento

Estos sistemas tratan de sugerir objetos de aprendizaje basados en inferencias acerca de las necesidades del usuario y sus preferencias. Se basa en el historial de navegación de un usuario, elecciones anteriores (Vekariya & Kulkarni, 2012).

1.1.2.4 Sistemas Híbridos de Recomendación

El enfoque híbrido busca la unión entre el enfoque de colaboración y filtrado basado en contenidos con el objetivo de completar sus mejores características y hacer mejores recomendaciones (Vekariya & Kulkarni, 2012) (Burke, 2002).

1.1.3 Sistemas Multi-agentes

Los agentes son entidades que poseen autonomía para realizar tareas que les permitan alcanzar sus objetivos sin necesidad de la supervisión humana. Algunas de sus principales características son (Jennings, 2000): Reactividad: responden oportunamente a los cambios percibidos en su entorno; Proactividad: pueden tomar iniciativa; Cooperación y Coordinación: utilizan un idioma para comunicarse con otros agentes y realizar una tarea; Autonomía: no requieren la intervención directa de seres humanos para operar; Deliberación: realizan procesos de razonamiento para tomar decisiones; Distribución de tareas: cada agente tiene definidos unos límites e identificados los problemas que debe resolver; Movilidad: puede desplazarse de una máquina a otra a través de una red; Adaptación: dependiendo de los cambios en su entorno pueden mejorar su desempeño; y Paralelismo: pueden realizar ejecución simultánea de sus tareas.

Los Sistemas Multi-agentes (SMA) están compuestos de un conjunto de agentes que operan e interactúan en un ambiente con el fin de resolver un problema particular. Este paradigma presenta una nueva forma de análisis, diseño e implementación de sistemas de software complejos y ha sido utilizado para el desarrollo de sistemas de recomendación (Casali, Gerling, Deco & Bender, 2011).

1.1.4 Perfil del Estudiante

El perfil del estudiante almacena información del mismo, sus características y preferencias, lo que puede ser utilizado para obtener resultados de búsqueda acorde con su especificidad. Manejar un perfil de usuario permite apoyar a un estudiante o a un docente en la selección de objetos educativos acordes con sus características personales y preferencias (González Gutiérrez, 2009).

González et al. (González Gutiérrez, 2009) incluyen en el perfil del estudiante características contextuales entendidas como valores transitorios y que están asociadas con el ambiente en el marco de una sesión del alumno en el sistema y dadas las diferentes posibilidades tecnológicas y ambientales (dispositivo de acceso del usuario, el tipo de acceso a la red, el estado de la red y el estado de carga del servidor).

Duque (2009) presenta la combinación de los modelos VARK y FSLSM obteniendo buenos resultados para caracterizar el perfil del estudiante y de esta manera entregar al estudiante los materiales educativos adaptados al estilo de aprendizaje (Duque, 2009).

2. Trabajos Relacionados

En esta sección se presentan los trabajos relacionados al sistema propuesto, se explican las diferencias y finalmente se expone un cuadro comparativo con los trabajos relacionados.

Ahmad y Bokhari (2012), proponen un sistema educacional basado en sistemas multi-agentes en el entorno *e-learning*, que tiene en cuenta el estado personalizado del estudiante con el fin de proveer material de estudio para apoyar el proceso de aprendizaje. El enfoque de este trabajo es la interactividad y la facilidad de uso, además de la seguridad contra accesos no autorizados y la manipulación de los datos. El sistema trabaja con ocho agentes de los cuales dos de ellos representan humanos: estudiante y tutor. Los estudiantes son quienes participan en la actividad de aprendizaje de acuerdo al estado de personalidad y el tutor es quien actualmente prepara el contenido del curso. Aunque es un sistema multi-agente que entrega material de aprendizaje al estudiante según su perfil de usuario, no maneja objetos de aprendizaje y no se presentan pruebas de validación del modelo (Ahmad & Bokhari, 2012).

Sabitha et al. (2012) utilizan métricas de calidad para recuperar objetos de aprendizaje por técnicas de *clustering*, los OA están almacenados en un Sistema de Gestión del Aprendizaje (*Learning Management System*) LMS, trabajan sobre las preferencias de los estudiantes y su perfil de usuario que está almacenado en el modelo del estudiante. En el artículo presentan los indicadores con los cuales miden los OA para realizar el agrupamiento por medio de algoritmos de *clustering*, con el fin de recuperar los OA más aptos a través de la búsqueda en los grupos similares. Aunque utilizan técnicas de minería de datos; sin embargo, no se considera el uso de técnicas de sistemas multi-agentes para entregar las recomendaciones (Sabitha, Mehrotra, & Bansal, 2012)

Vekariya y Kulkarni (2012) realizan una revisión de algunos sistemas de recomendación híbridos. Inicia el trabajo con las definiciones de las diferentes técnicas para hacer recomendación, cuáles son las más utilizadas, sus ventajas, desventajas y usos. Para hacer la validación, utilizaron el filtrado colaborativo (medido con el coeficiente de Pearson) y el filtrado basado en contenido. Concluyen que el filtrado híbrido compuesto por el filtrado colaborativo y el filtrado basado en contenido, mejora las predicciones del sistema de recomendación. Aunque esta investigación obtiene buenos resultados en sistemas de recomendación híbridos, sin embargo, no utiliza recomendaciones de OA en repositorios. Además, el proceso de recomendación no utiliza técnicas de inteligencia artificial -como un enfoque multi-agentes que es el propósito de nuestro estudio- las cuales presentan ventajas en la funcionalidad del sistema. Dichas características que fueron mencionadas en la sección 1.1.3 son las siguientes: Reactividad, Proactividad, Cooperación, Coordinación, Autonomía, Deliberación, Distribución de tareas, Movilidad, Adaptación y Paralelismo; además no considera la recomendación por conocimiento (Vekariya & Kulkarni, 2012).

Sikka et al. (2012). Presentan una revisión de sistemas de recomendación para *e-learning*. Sugieren el uso de técnicas de minería web y un agente de software que podría recomendar actividades de aprendizaje en línea y accesos directos para mejorar la navegación en los materiales en línea encontrando recursos relevantes más rápido y ayudando al estudiante a encontrar actividades de aprendizaje pertinentes; representando los comportamientos de los usuarios a través de los perfiles de usuario para encontrar estudiantes similares o con base en patrones comunes de acceso anteriores y realizar recomendaciones colaborativas en ambientes *e-learning*. Aunque proponen un agente (sistema individual) para hacer recomendaciones no tienen un sistema multi-agente (sistema grupal) para potencializar las ventajas del uso de agentes inteligentes. Dichas ventajas a nivel grupal incluyen el uso del paralelismo, la cooperación, la distribución de tareas y la coordinación entre los agentes. Es un sistema para apoyar la enseñanza virtual pero no manejan objetos de aprendizaje ni repositorios (Sikka et al., 2012).

Casali (2011), presenta una arquitectura e implementación de un prototipo de un sistema de recomendación basado en agentes inteligentes, cuyo objetivo es devolver una lista ordenada de los OA más adecuados de acuerdo a un perfil de usuario. Los parámetros de este perfil son la prioridad a las preferencias de un idioma y el grado de interacción que el usuario desea tener con el objeto. La búsqueda se realiza en repositorios con metadatos descriptivos que incluyen características educacionales, utilizando el repositorio ARIADNE (<http://www.ariadne-eu.org/>) en la validación del prototipo (Casali et al., 2011). La limitación principal de este trabajo es que aunque se consideran características del perfil de usuario los estilos de aprendizaje no son tenidos en cuenta y la recomendación no es de tipo híbrida.

Marques et al. (2008) proponen un sistema multi-agente integrado con objetos de aprendizaje, creando el concepto de objetos inteligentes de aprendizaje (ILO). Presentan una propuesta de un SMA para ILO basado en el estándar SCORM – *Sharable Content Object Reference Model* (SCORM, 2004). Se describe como la adaptabilidad y la reusabilidad de OA se puede alcanzar aplicando ambientes de aprendizaje basados en Sistemas Multi-agentes. El concepto principal son los ILO, entidades que corresponden a un agente con la capacidad de generar experiencias de aprendizaje reutilizables, los agentes se comunican con el estándar FIPA ACL *message structure specification* (FIPA, 2002). Aunque es un trabajo de sistemas multi-agentes y objetos de aprendizaje no se realiza una recomendación híbrida de objetos de aprendizaje (Marques Carvalho da Silva, Bavaresco, & Azambuja Silveira, 2008).

Tabla 1. Cuadro comparativo de los trabajos relacionados

| Trabajo | CARACTERÍSTICAS DEL PERFIL DEL USUARIO | | | Sistema de Recomendación | | | | Técnica de IA | DOMINIO | |
|-------------------|--|-----------------------|------------------------|--------------------------|--|-----------------|---------|----------------------|---------|---|
| | Preferencias | Estilo de Aprendizaje | Calificación de los OA | R. Contenido | R. Colaborativa | R. Conocimiento | Híbrido | Sistema Multi-agente | OA | Otro |
| Ahmad | X | X | | | | | | X | | Entorno <i>e-learning</i> , materiales educativos |
| Sabitha | X | | | | Técnicas de minería de datos Clustering | | | | X | LMS |
| Vekariya | | | | X | Correlación de Pearson | | X | | | Materiales web |
| Sikka | | | | | Patrones | | | | | Recursos en ambientes <i>e-learning</i> |
| Casali | Idioma y Grado de interacción | | | X | | | | X | X | |
| Marques | | | | | | | | X | | Objeto Inteligente de Aprendizaje |
| Sistema Propuesto | X | X | X | X | X | X | X | X | X | |

3. Desarrollo de la Metodología

Se propone un sistema multi-agente para la recomendación adaptativa de objetos de aprendizaje, según una recomendación híbrida. Los OA resultantes de la búsqueda son recomendados según el estilo de aprendizaje, la evaluación realizada por otros usuarios y el conocimiento previo del estudiante, esto último con base en los OA que revisó en el pasado.

Los OA son recuperados de repositorios de objetos de aprendizaje accesibles vía web y que cuentan con metadatos descriptivos de estos objetos. El sistema tiene una base de conocimientos en la que se almacenan los datos del perfil del estudiante como su estilo de aprendizaje, nombre, edad, área de interés, además de los OA que ya ha evaluado anteriormente.

El sistema fue construido bajo el enfoque de SMA con el fin de aprovechar sus ventajas, entre las que se encuentran: el *Paralelismo* para realizar simultáneamente los procesos de recomendación, la capacidad de *Deliberación* para tomar la decisión sobre que OA recomendados con los diferentes enfoques, entregar al usuario, la *Cooperación*, *Coordinación* y *Distribución* de tareas para identifica claramente los problemas que debe resolver cada agente y definir sus límites.

Para el análisis y diseño del SMA se utilizaron las metodologías GAIA y MAS-CommonKADS las cuales se basan en modelos conceptuales cuyo objetivo es especificar en detalle las principales características de los componentes del sistema inteligente. Los modelos utilizan artefactos de la Ingeniería de Software tales como plantillas, paquetes, así como diagramas estáticos y dinámicos (ver figuras 1 y 2). Debido a que las dos metodologías no utilizan los mismo modelos se escogieron los más representativos de cada una de ellas, lo cual enriquece el diseño del sistema, así de la metodología GAIA se utilizaron el modelo de roles, el cual está asociado a las responsabilidades, permisos, actividades y protocolos y el modelo de servicios (Wooldridge, Jennings & Kinny, 1999). De la metodología MAS-CommonKADS propuesta por Iglesias en su tesis doctoral en 1998, se utilizaron los siete modelos propuestos (Iglesias Fernández, 1998).

Arquitectura del sistema

Se cuenta con tres agentes de recomendación que se encargan de hacer paralelamente el proceso de recomendación de objetos de aprendizaje, un agente deliberativo que se encarga de tomar decisiones acerca de las recomendaciones y un agente usuario que representa el usuario en el sistema y se encarga de la administración de la información de los perfiles. La arquitectura propuesta se muestra en la figura 1.

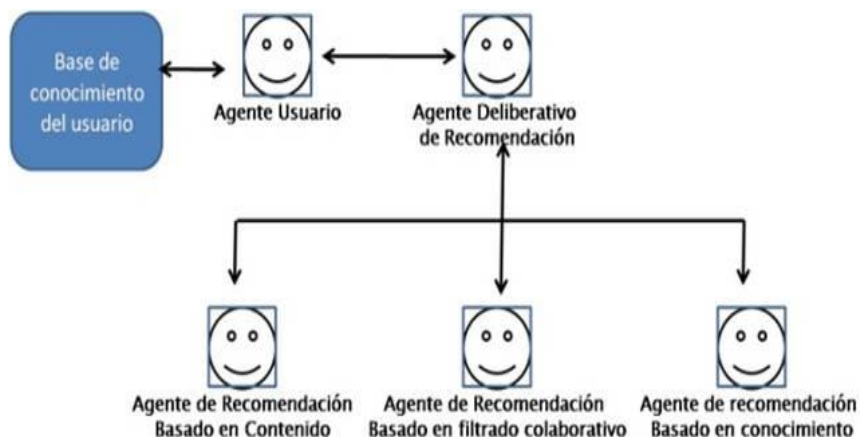


Figura 1. Modelo propuesto para la recomendación de objetos de aprendizaje.

Agente Deliberativo de Recomendación

Es el agente encargado de integrar las recomendaciones. Dentro de sus comportamientos tiene: ponderar, clasificar y entregar los resultados. Esto lo hace a través de reglas de deliberación basadas en la retroalimentación de las evaluaciones de la recomendación entregadas por el usuario.

Es un agente BDI (Belief, Desire, Intention) (Wooldridge et al., 1999), en el que su razonamiento está basado en medios y fines. Este agente tiene unos planes a seguir para obtener las metas (Deseos) a partir de sus creencias (datos que conoce).

Creencias: calificaciones de las recomendaciones previas, algoritmos de ordenamiento.

Deseos: entregar una lista ordenada de las recomendaciones obtenidas por los agentes de recomendación.

Intenciones: el proceso de planificación recibe entradas de los agentes y su objetivo es entregar una lista ordenada de objetos, y aplicar la mezcla y algoritmos de ordenación tomando en cuenta las ponderaciones definidas.

Agente Usuario

Es el agente que se comunica directamente con el usuario humano y lo representa en su relación con el sistema y la comunicación con el agente de recomendación. Es el encargado de manejar el perfil de usuario del estudiante, igualmente sus preferencias y los OA que evaluó en el pasado. Además accede a la Base de Conocimientos del Usuario.

Agente de Recomendación Basada en Contenido

Realiza la búsqueda por palabras clave y hace la comparación según las preferencias y el estilo de aprendizaje del usuario, por trabajos previos del grupo de investigación se utiliza la combinación del test de VARK con el de Felder Silverman (Rodríguez, Isaza, Duque, 2012). El proceso lo realiza a partir de reglas de producción, como la siguiente:

LearningStyle (Visual-Global) \wedge LearningResourceType (figure) \vee LearningResourceType (graph) \vee LearningResourceType (slide) \vee LearningResourceType (table) \wedge InteractivityLevel (medium) \vee InteractivityLevel (high) \rightarrow Recomendar OA. Se parte del trabajo presentado en (Rodríguez et al., 2012).

Agente de Recomendación Basada en Filtrado Colaborativo

Busca un perfil similar a través del algoritmo de similitud: distancia del coseno, que se muestra en la fórmula 1. Se enfoca en seis características del perfil del estudiante: nivel de escolaridad, estilo de aprendizaje, nivel educativo, preferencia de idioma, preferencia de tema y preferencia de formato. Para calcular la similitud de los usuarios, se representa la información de cada estudiante en un vector de datos categóricos con una única ocurrencia de las palabras y se aplica la fórmula 1 con la información del estudiante activo. Recomienda OA del usuario similar que fueron evaluados positivamente.

Distancia del Coseno. Realmente más que una distancia, es una medida de similitud y usualmente este cálculo se ha utilizado con vectores cuyos elementos son valores numéricos, pues se requieren operaciones matemáticas sobre tales elementos. Se extendió esta aplicación a datos categóricos y el cálculo se realiza por la fórmula 1:

$$\text{Distancia_de_Coseno} = \frac{\sum_1^n (P_i * Q_i)}{\sqrt{(\sum_1^n P_i^2 * \sum_1^n Q_i^2)}} \quad (1)$$

Dónde:

P_i: frecuencia Termino *i* en Vector1

Q_i: frecuencia Termino *i* en Vector2

Para hacer el conteo de las ocurrencias de cada palabra fue necesario, previamente, dejar una única ocurrencia por cada palabra eliminando las repetidas y recorrer los dos arreglos.

Agente de Recomendación Basada en Conocimiento

Hace la recomendación buscando OA similares a los que el usuario evaluó positivamente en el pasado. Utiliza las preferencias explícitas, almacenadas en el perfil del usuario. Para calcular la distancia semántica entre los objetos de aprendizaje se utiliza la fórmula 1 de similitud entre cadenas. Se seleccionaron los metadatos de título, descripción y palabras claves para realizar esta comparación.

Comunicación entre agentes

El agente usuario se comunica con el usuario humano y lo representa; tiene acceso a la base de conocimiento del usuario, donde está almacenado su perfil, las preferencias (imágenes en lugar de texto, gráficos en lugar de texto narrativo, entre otros, se encuentran representadas a través de vectores indexados para cada estudiante) y los identificadores de los OA que ha evaluado con su respectiva evaluación.

Este agente usuario se comunica con el agente de recomendación, entregándole la consulta que realizó el usuario y la información almacenada del estudiante.

El agente deliberativo de recomendación, se comunica con los agentes de recomendación específicos entregándole las entradas que cada uno necesita. Al agente de recomendación por contenido le entrega el estilo de aprendizaje y las preferencias del usuario, además de la consulta que se está realizando. Al agente de recomendación por filtrado colaborativo se le comunica la información de los usuarios que han calificado OA y el perfil del usuario al que se le va a entregar la recomendación. Y finalmente al agente de recomendación por conocimiento, le entrega la información del usuario y de los OA que ha evaluado anteriormente para que se busque la similitud entre los OA que calificó positivamente y los OA almacenados en el repositorio.

Los agentes de recomendación realizan el proceso de recomendación y entregan sus OA resultado al agente deliberativo de recomendación quien toma decisiones sobre qué OA son relevantes para entregar al usuario y hace el proceso de ordenamiento. La figura 2 muestra el diagrama de secuencia del sistema.

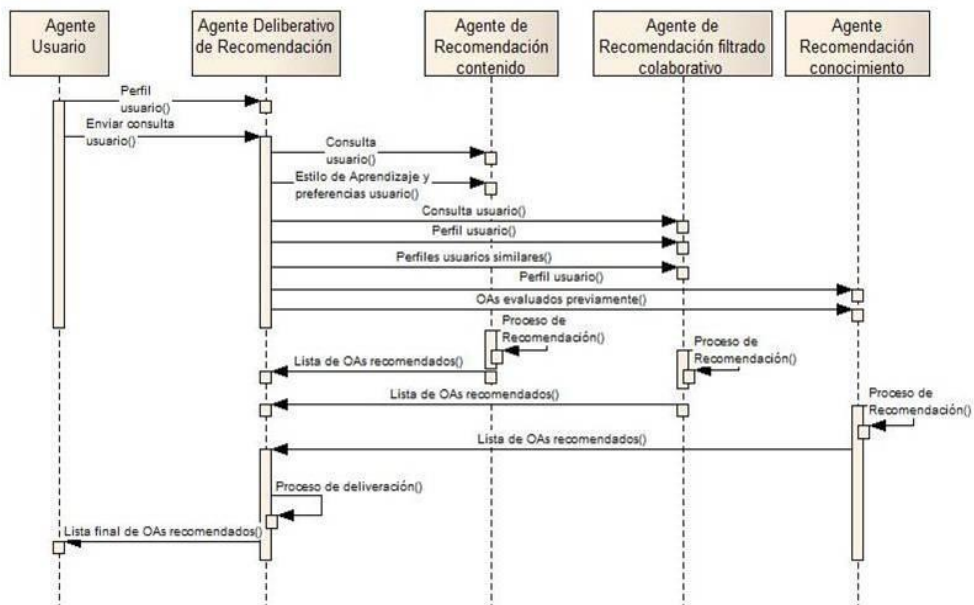


Figura 2. Diagrama de Secuencia

Por la experiencia previa en el grupo de investigación, para realizar la implementación del prototipo se utilizó el framework JADE (Java Agent DEvelopment Framework – <http://jade.tilab.com/>) que ofrece un conjunto de recursos para facilitar el desarrollo e implementación de ambientes computacionales para ser utilizados como instrumentos de la educación a distancia, además es una plataforma acorde con los estándares *FIPA* para la comunicación de los agentes (Bellifemine, Poggi, & Rimassa, 1999).

4. Análisis de Resultados

El sistema entrega un listado de objetos recomendados a un estudiante según su estilo de aprendizaje, su historial y por preferencias de estudiantes similares a él. Es importante señalar que el proceso de recomendación inicia su ejecución utilizando algunos criterios como palabras claves o competencias educativas que se quieren lograr en el estudiante durante el aprendizaje.

Para validar el sistema se realizó una prueba con un estudiante con el siguiente fragmento XML de su perfil de estudiante:

```
<nombre> Juan </nombre>
<edad> 21 </edad>
<LearningStyle>Visual-Global<LearningStyle>
<nivel de escolaridad>universidad</nivel de escolaridad>
<nivel educativo>II Semestre</nivel educativo>
<language>Portugués</language> preferencia
<topic>Programação</topic> preferencia
<format>JPG</format> preferencia
```

El experimento se realizó con los objetos de aprendizaje almacenados en FEB (<http://feb.ufrgs.br/feb/>), la Federación de Educación de Brasil, se realizó una búsqueda inicial con la palabra "Computação", escrita en portugués –el sistema trabaja con estudiantes que comprenden tres idiomas : español, portugués e inglés y para este caso con preferencia de lenguaje “Portugués”, atributo especificado en el perfil del estudiante para seleccionar a los OA que se iban a procesar, cada uno de los agentes hicieron su proceso de recomendación, el agente de recomendación basado en contenido aplica las reglas de producción para el estudiante que tiene un estilo de aprendizaje: Visual – Global. El agente que aplica filtrado colaborativo recomienda objetos que habían sido evaluados por los estudiantes con perfiles similares y, finalmente, el Agente de recomendación basado en conocimiento hace su proceso, buscando OA similares a aquellos que el estudiante había evaluado anteriormente. Para buscar similitud, el algoritmo utilizado fue la distancia coseno.

El Agente de Recomendación Deliberativo organiza los OA para ser entregados al usuario, a través de un proceso de ordenamiento entre los resultados de las recomendaciones de los otros tres agentes. Cuando se tiene retroalimentación de recomendaciones previas, se tiene en cuenta este valor, de lo contrario el agente organiza los resultados así: en primer lugar entrega los OA que son comunes a los tres procesos de recomendación, luego continua con los OA comunes en dos de ellos y finalmente los OA que están sólo en una lista de recomendaciones.

Para el caso de estudio, los resultados se muestran en la figura 3. El agente basado en contenido entrega 83 OA, el agente basado en filtrado colaborativo da siete objetos. Este resultado se debe a que éste es un estudio en marcha y se cuenta con pocos usuarios en el sistema. La recomendación basada en conocimiento entrega 19 objetos similares a los que el estudiante había evaluado en el pasado.

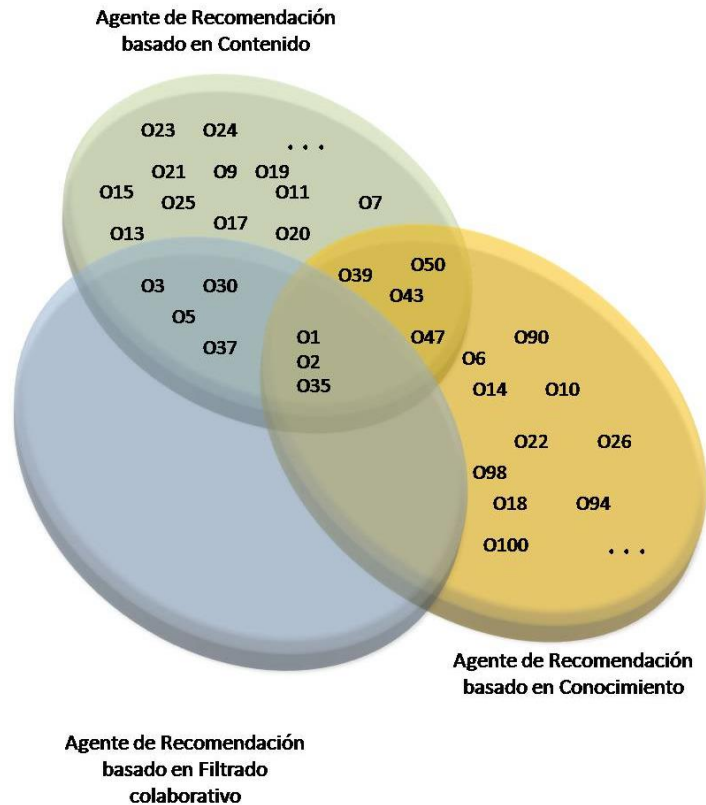


Figura 3. Objetos de aprendizaje recuperados por cada tipo de recomendación

OA=IDENTIFICADOR OBJETO n

Se puede concluir que la recomendación del SMA realiza un buen filtrado de objetos de aprendizaje que pueden ser usados para ofrecer recursos de formación a los usuarios apoyando su proceso de enseñanza – aprendizaje, debido a que el sistema entrega los OA adaptados a su estilo de aprendizaje y sus preferencias, además del filtrado colaborativo. Es importante señalar que estos tres conceptos no crean conflicto para que el sistema brinde recomendaciones satisfactorias pues los estilos de aprendizaje y las preferencias están íntimamente relacionados con la especificidad (perfil) de cada estudiante, mientras que el filtrado colaborativo busca perfiles similares de un estudiante teniendo en cuenta su perfil el cual está dado por el estilo de aprendizaje y las preferencias.

En el proceso de recomendación se encontraron, tres OA comunes, seleccionados por todos los métodos de recomendación utilizados, ocho OA seleccionados por dos de los agentes de recomendación y 87 por solo un método de recomendación, es decir los OA mostrados al usuario fueron: 97 OA, donde se puede concluir que los tres primeros reconocen las preferencias y necesidades del estudiante.

Con el fin de evaluar los resultados de las recomendaciones dadas por el sistema se utilizó la medida de precisión, cuyo propósito es analizar la calidad de la recuperación. Ver fórmula 2.

$$Precision = \frac{OAs\ relevantes}{OAs\ relevantes + OAs\ recuperados} \quad (2)$$

La figura 4 muestra los resultados obtenidos aplicando la fórmula de medida de precisión (2) para cada proceso de recomendación; además se presentan los resultados de una de las pruebas ejecutadas en la tabla 2.

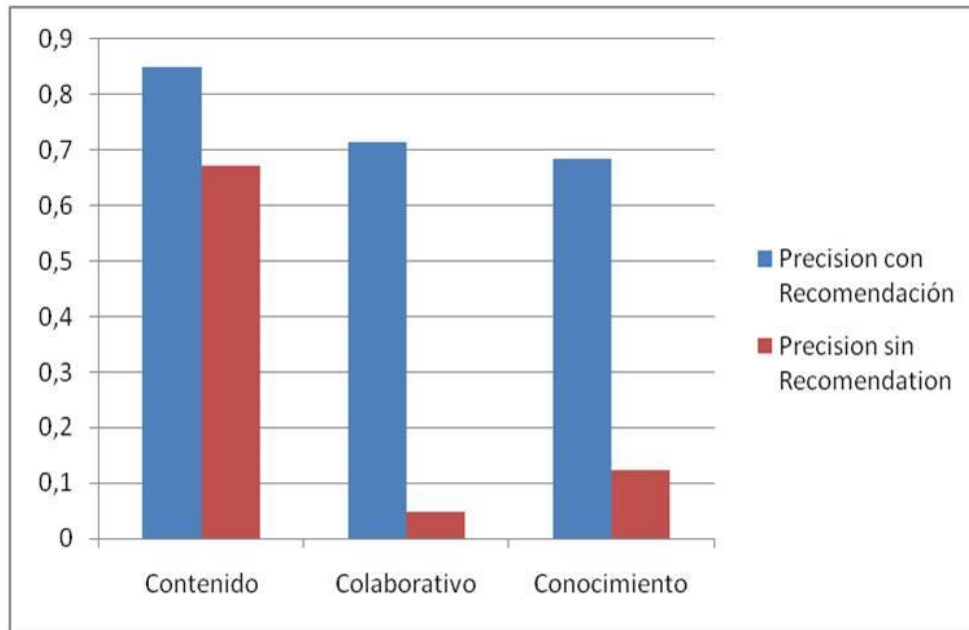


Figura 4. Resultados pruebas de precisión

Tabla 2. Resultados de la prueba ejecutada

| | Recuperados | Revisados | Relevantes | No Relevantes | Precisión con Recomendación | Precisión sin recomendación |
|--------------|-------------|-----------|------------|---------------|-----------------------------|-----------------------------|
| Sin estilo | 105 | | | | | |
| Contenido | 83 | 20 | 71 | 12 | 0,85 | 0,67 |
| Colaborativo | 7 | 7 | 5 | 2 | 0,71 | 0,05 |
| Conocimiento | 19 | 19 | 13 | 6 | 0,68 | 0,12 |

El proceso para aplicar la fórmula fue el siguiente, se recuperaron los *OA* que cada agente entregó en su proceso de recomendación y se evaluó un porcentaje en cada caso, para determinar si el *OA* era o no relevante para el estudiante.

La relevancia entendida como la importancia que tiene un *OA* para apoyar el proceso de aprendizaje de un estudiante específico, adaptándose a sus preferencias y necesidades, fue determinada por usuarios humanos que calificaron dicho factor.

La precisión se calculó, en los dos casos, como el cociente del número de *OA* relevantes sobre el total de objetos entregados, sobre el mismo patrón de búsqueda.

5. Conclusiones

En este trabajo se propone un modelo para la recomendación de objetos de aprendizaje, modelado a través del paradigma de SMA desde federaciones de repositorios. El modelo multi-agente de recomendación híbrido de OA está basado en el perfil del estudiante con el fin de obtener resultados personalizados y adaptables. Hay un agente en el sistema dedicado a cada proceso de recomendación. Este sistema ofrece tres tipos de recomendación: el primero es mediante la búsqueda en los metadatos de los OA, teniendo en cuenta la consulta realizada por el usuario y su perfil. El segundo se basa en encontrar perfiles similares, haciendo recomendaciones basadas en filtrado colaborativo. El tercer tipo de recomendación se basa en el conocimiento (Historial). El SMA permitió una visión neutral en el modelo propuesto. Al realizar las pruebas en el caso de estudio, se encontró que el proceso de recomendación puede ser adaptada con precisión para entregar los OA según diferentes criterios (contenido, colaboración y conocimiento). Con las pruebas de precisión que se realizaron se puede concluir que los objetos entregados por el sistema son relevantes para el estudiante que está realizando una búsqueda a través de una cadena de consulta.

Se considera como trabajo futuro, mejorar la recomendación basada en filtrado colaborativo, cambiando por un filtrado colaborativo basado en modelos con técnicas de *clustering* como *k-means* o *muestreo de Gibbs*. Además, probar el sistema con un mayor número de estudiantes y con acceso a más OA.

6. Agradecimientos.

Mejoramiento de las capacidades académicas de visibilidad y cooperación entre grupos iberoamericanos de investigación en informática educativa - convocatoria Nacional - fortalecimiento de alianzas estratégicas Universidad Nacional de Colombia. 2012, código 202010011122.

7. Referencias

- Ahmad, S. & Bokhari, M. (2012). A New Approach to Multi Agent Based Architecture for Secure and Effective E-learning. *International Journal of Computer Applications*, 46(22), 26–29. Retrieved from <http://research.ijcaonline.org/volume46/number22/pxc3879826.pdf>
- Bellifemine, F., Poggi, A. & Rimassa, G. (1999). JADE – A FIPA-compliant Agent Framework. *Proceedings of PAAM*. Retrieved from <http://www.dia.fi.upm.es/~phernan/AgentesInteligentes/referencias/bellifemine99.pdf>
- Betancur, D., Moreno, J. & Ovalle, D. (2009). Modelo para la recomendación y recuperación de objetos de aprendizaje en entornos virtuales de enseñanza/aprendizaje. *Revista Avances en Sistemas e Informática*, 6(1), 45–56.
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331–370.
- Casali, A., Gerling, V., Deco, C. & Bender, C. (2011). Sistema inteligente para la recomendación de objetos de aprendizaje. *Revista Generación Digital*, 9(1), 88–95.
- Chesani, F. (2002). Recommendation Systems. *Corso di laurea in Ingegneria Informatica*, 1–32.
- Duque, N. (2009). *Modelo Adaptativo Multi-Agente para la Planificación y Ejecución de Cursos Virtuales Personalizados Tesis Doctoral*. Universidad Nacional de Colombia.

- FIPA SC00061G. (2002). FIPA ACL message structure specification. <http://www.fipa.org/specs/fipa00061/SC00061G.html>
- Gil, A. B. & García, F. (2007). Un Sistema Multiagente de Recuperación de Objetos de Aprendizaje con Atributos de Contexto. *ZOCO'07 / CAEPIA*.
- González Gutiérrez, H. M. (2009). *Modelo dinámico del estudiante en cursos virtuales adaptativos utilizando técnicas de inteligencia artificial. System*. Universidad Nacional de Colombia.
- Iglesias Fernández, C. A. (1998). *DEFINICIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA EL DESARROLLO DE SISTEMAS MULTIAGENTE*. UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID.
- Jennings, N. R. (2000). On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*, 117(2), 277–296. doi:10.1016/S0004-3702(99)00107-1
- Li, J. Z. (2010). Quality, Evaluation and Recommendation for Learning Object. *International Conference on Educational and Information Technology*, (Iceit), 533–537.
- Marques Carvalho da Silva, J., Bavaresco, N. & Azambuja Silveira, R. (2008). Projeto E Desenvolvimento De Um Sistema Multi-Agentes Para Objetos Inteligentes De Aprendizagem Baseado No Padrão SCORM. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 16(1).
- Mizhquero, K. (2009). Análisis , Diseño e Implementación de un Sistema Adaptivo de Recomendación de Información Basado en Mashups. *Revista Tecnológica ESPOL*.
- Niemann, K., Scheffel, M., Friedrich, M., Kirschenmann, U., Schmitz, H. & Wolpers, M. (2010). Usage-based Object Similarity. *Journal of Universal Computer Science*, 16(16), 2272–2290.
- Ouyang, Y. & Zhu, M. (2008). eLORM: learning object relationship mining-based repository. *Online Information Review*, 32(2), 254–265. doi:10.1108/14684520810879863
- Peña, C. I., Marzo, J., De la Rosa, J. L. & Fabregat, R. (2002). Un sistema de tutoría inteligente adaptativo considerando estilos de aprendizaje. *Universidad de Girona, España*.
- Recker, M., Walker, A. & Lawless, K. (2003). What Do You Recommend? Implementation and Analyses of Collaborative Information Filtering of Web Resources for Education. *Instructional Science*, 31(4/5), 229–316.
- Rodríguez M, Paula A., Gustavo I. & Néstor D. Duque. 2012. “Búsqueda personalizada en Repositorios de Objetos de Aprendizaje a partir del perfil del estudiante.” *Revista Avances Investigación en Ingeniería* 9(1):73–83.
- Rodríguez, P. A., Tabares, V., Duque, N. D., Ovalle, D. A. & Vicari, R. M. (2012). Multi-agent Model for Searching, Recovering, Recommendation and Evaluation of Learning Objects from Repository Federations. *Advances in Artificial Intelligence – IBERAMIA 2012*, 7637, 631–640. Retrieved from <http://www.springerlink.com/index/X5166136518440W3.pdf>
- Sabitha, a S., Mehrotra, D. & Bansal, A. (2012). Quality metrics a quanta for retrieving learning object by clustering techniques. *2012 Second International Conference on Digital Information and Communication Technology and it's Applications (DICTAP)*, 428–433. doi:10.1109/DICTAP.2012.6215396
- Sanjuán, O., Torres, E., Castán, H., Gonzalez, R., Pelayo, C. & Rodríguez, L. (2009). Viabilidad de la aplicación de Sistemas de Recomendación a entornos de e-learning. *Universidad de Oviedo, España*.
- SCORM (2004). Sharable Courseware Object Reference Model, <http://www.adlnet.org/scorm/scorm-2004-4th>.
- Sikka, R., Dhankhar, A. & Rana, C. (2012). A Survey Paper on E-Learning Recommender System. *International Journal of Computer Applications*, 47(9), 27–30. doi:10.5120/7218-0024

- Van de Sompel, H. & Chute, R. (2008). The aDORe federation architecture : digital repositories at scale. *International Journal*, (9), 83–100. doi:10.1007/s00799-008-0048-7
- Vekariya, V. & Kulkarni, G. R. (2012). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *2012 Second International Conference on Digital Information and Communication Technology and it's Applications (DICTAP)*, 469–473. doi:10.1109/DICTAP.2012.6215409
- Wang, T. I., Tsai, K. H., Lee, M. C. & Chiu, T. K. (2007). Personalized Learning Objects Recommendation based on the Semantic Aware Discovery and the Learner Preference Pattern. *Educational Technology & Society*, 10(3), 84–105.
- Wooldridge, M., Jennings, N. R. & Kinny, D. (1999). A methodology for agent-oriented analysis and design. *Proceedings of the third annual conference on Autonomous Agents - AGENTS '99*, 27, 69–76. doi:10.1145/301136.301165