

Una Plataforma Multiagente para la Búsqueda de Recursos Educativos considerando Aspectos Culturales

Cristina Bender¹, Claudia Deco¹, Ana Casali¹, Regina Motz²

¹ Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura (FCEIA), Universidad Nacional de Rosario (UNR), Rosario, Argentina

² Instituto de Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República (UdelaR), Montevideo, Uruguay

Resumen

En este trabajo se propone una arquitectura multiagente para la recuperación de recursos educativos, que ayude a los usuarios a encontrar cursos que se adecuen a sus características personales y aspectos culturales. En este trabajo, se considera como aspectos culturales a las características que permiten distinguir las preferencias de estudiantes pertenecientes a distintas regiones geográficas. La plataforma multiagente planteada incluye varios tipos de agentes que tienen funcionalidades diferentes. En particular, se modela el Educational Resources Finder Agent como un agente BDI Graduado. Este agente se encarga de la recuperación de los mejores cursos de acuerdo al perfil de cada estudiante. Se describe el sistema multiagente completo y se presenta un ejemplo ilustrativo del proceso de búsqueda.

Palabras clave: Búsqueda de recursos educativos, Sistemas multiagentes, Arquitectura BDI.

1. Introducción

Con el gran crecimiento de la web, la disponibilidad de recursos educativos electrónicos ha ido creciendo. Actualmente, los estudiantes y los profesores se enfrentan con la necesidad de encontrar aquellos recursos educativos electrónicos que sean más adecuados a sus necesidades y a sus características personales y aspectos culturales. Esta es una tarea compleja debido a la gran cantidad de material disponible, a la dificultad de manejar en forma automática los distintos aspectos culturales, ya que muchos de ellos pueden ser inciertos o imprecisos, y a la dificultad del usuario para especificar en forma correcta su necesidad de información. Estos problemas están relacionados con el área de la Recuperación de Información (Information Retrieval). La Recuperación de Información se encarga de la representación, el almacenamiento, la organización y el acceso a los ítems de información [1]. Dada una colección de documentos y una consulta, el objetivo de una estrategia de búsqueda es recuperar todos los documentos relevantes

a la consulta del usuario, y recuperar la menor cantidad posible de documentos no relevantes a dicha consulta. Sin embargo, la caracterización de la necesidad de información de un usuario no es un problema simple, debido a la complejidad semántica del vocabulario. La Recuperación de Información se enfrenta con varios problemas. Por un lado, los autores y los usuarios utilizan frecuentemente palabras ó expresiones diferentes para referirse a un mismo concepto. Por ejemplo, en computación, los términos “cálculo” y “cómputo” se refieren a un mismo concepto. Si el usuario utiliza el término “cálculo” para la búsqueda, los cursos que tengan el término “cómputo” no se recuperarían. Por otro lado algunas palabras tienen diferentes significados. Por ejemplo, el término “cálculo” se puede referir al procedimiento de determinar algo utilizando métodos matemáticos ó lógicos; ó puede referirse a la rama de la matemática que se refiere a los límites, la derivación y la integración de funciones. Este problema se resuelve desambiguando el sentido del término. Algunas estadísticas [2] indican que la mayoría de los usuarios no conocen técnicas de búsqueda y en general tienen dificultades para expresar sus necesidades de información, y por lo tanto no obtienen los resultados deseados.

En este trabajo se describe cómo estos problemas pueden resolverse utilizando una plataforma multiagente para la búsqueda de recursos educativos considerando los aspectos culturales y las características personales de un estudiante. En este marco, para mejorar el proceso de búsqueda, se presenta el Educational Resource Finder Agent como un modelo de agente BDI Graduado basado en sistemas multi-contextos. Además, se propone un agente, llamado User Profile Agent, para la construcción del perfil del estudiante utilizando ontologías. Este perfil incluye aspectos culturales y personales. Los aspectos personales incluyen características de cada estudiante tales como la edad, los idiomas que conoce, el estilo preferido de aprendizaje y sus características profesionales. Los aspectos culturales son las preferencias y las formas de comportamiento determinadas por el medio cultural de una persona. En este trabajo se consideran las características

relacionadas con las actividades de aprendizaje que permiten diferenciar las preferencias de estudiantes de diferentes regiones.

Este trabajo se organiza de la siguiente forma: en la sección 2 se describe el modelado de los aspectos culturales. En la sección 3 se introducen los sistemas multiagentes y en particular, el modelo de agente BDI Graduado. En la sección 4 se describe la arquitectura del sistema Multiagente propuesto, y en la sección 5 se presenta un caso de uso. Finalmente, se presentan algunas conclusiones y líneas de trabajo futuro.

2. Aspectos Culturales

Los aspectos culturales son las preferencias y formas de comportamiento que están determinadas por el medio cultural de una persona. En este trabajo, los aspectos culturales son las características que permiten distinguir las preferencias de estudiantes pertenecientes a distintas regiones geográficas. Estos aspectos son parte del perfil del estudiante y permiten mejorar la recuperación del material educacional que mejor se adecue a cada perfil.

Algunos aspectos culturales de interés son:

País ó Región: La historia, el clima, la religión, la economía, entre otros, son elementos de cada país que determinan los hábitos de su gente. Estos hábitos pueden ser diferentes aún entre distintas regiones de un mismo país.

Idioma: La mejor forma de comunicarse con una persona es utilizando su lengua materna, y las expresiones idiomáticas propias de su cultura.

Actitud: La actitud del estudiante (pasivo, activo ó reactivo) se relaciona con el nivel de interacción que prefiere. Por ejemplo, un estudiante reactivo preferirá cursos que ofrezcan actividades dinámicas.

Estilo de aprendizaje: Este es uno de los aspectos más importantes considerados en este trabajo. El estilo de aprendizaje y las actividades preferidas son elementos importantes en el proceso de selección de un curso determinado entre varias ofertas disponibles. El estilo de aprendizaje es una de las características más importantes vinculada con la forma en que una persona resuelve una situación relacionada con las tareas de aprendizaje. En una forma indirecta, el estilo de aprendizaje determina cómo organizar y representar la información para la mejor comprensión y la más rápida adquisición del conocimiento. En este trabajo se utilizan los siguientes estilos de aprendizaje: *Holístico Visual*, *Holístico Verbal*, *Analítico Visual* y *Analítico Verbal*. El estilo *Holístico* se asocia con el procesamiento paralelo de la información: el estudiante adopta un abordaje global, explorando los diferentes temas sin un orden

predeterminado; prefiere ver aplicaciones reales ó ejemplos lo más pronto posible. En este estilo pueden encontrarse estudiantes, llamados *Holísticos Verbales*, que prefieren que la información se les presente mediante texto; y pueden encontrarse otros estudiantes, llamados *Holísticos Visuales*, que prefieren que la información les sea presentada utilizando gráficos, imágenes, etc. El estilo *Analítico* se asocia con el proceso lineal ó secuencial de la información: los estudiantes adoptan un abordaje focal, estudiando un tema por vez en un orden secuencial; y no prefieren ver ejemplos. En este estilo, pueden encontrarse estudiantes, llamados *Analíticos Verbales*, que prefieren la información en texto plano, organizada en pequeños párrafos cada uno con una idea; y pueden encontrarse estudiantes, llamados *Analíticos Visuales*, que prefieren las imágenes ó los diagramas.

Actividades Preferidas: El grado de preferencia de un estudiante a una actividad se establece por medio de la interacción con el sistema y con los otros estudiantes que participen de la misma actividad. Las actividades se pueden clasificar de acuerdo al nivel de reacción y de interacción que plantean. Algunas actividades requieren que el estudiante implemente una solución. Otras requieren un nivel más bajo de reacción, tal como elegir una solución. Las llamadas actividades pasivas, tales como leer, escuchar ó ver cierto material, no requieren reacción por parte del estudiante. Además, puede haber actividades que requieran la interacción entre estudiantes; ó actividades que requieran el uso de herramientas tales como un foro, chat ó un software de simulación, entre otras. Este aspecto se asocia con el grado de interacción que se requiere del estudiante desde el sistema.

Ontología de Aspectos Culturales

Las ontologías son las descripciones de entidades, relaciones y restricciones de un dominio, expresada en un lenguaje formal entendible por las máquinas. Tom Gruber [3] define “una ontología es una especificación formal, explícita y compartida de una conceptualización”. Además, la utilización de ontologías facilita la interoperabilidad ya que permiten representar metadatos. Para que los metadatos sean entendibles para la comunidad web, deben estar disponibles en la web los esquemas de clasificación que definan vocabularios en forma no ambigua. En esta sección se presenta una ontología codificada en el lenguaje OWL [4] y desarrollada utilizando Prótegé [5], para implementar los aspectos culturales.

Aunque el modelo de la ontología se desarrolla en tres diagramas, a modo de ejemplo en la Figura 1 se presenta uno de ellos. Este diagrama provee una vista general de la ontología de aspectos culturales. Los otros dos diagramas detallan las características de la

Actividades Preferidas y de los Estilos de Aprendizaje considerados. Una descripción completa de estas ontologías pueden encontrarse en [6]. En las mismas se implementan sólo los conceptos ó propiedades que no son implementados por algún estándar. Los estándares LOM [7] y Dublin Core [8] ofrecen la implementación de algunos elementos utilizados.

En la ontología, se utiliza un prefijo en los nombres de conceptos para aquellos conceptos definidos en otro espacio y utilizados aquí. Por ejemplo, *dcterms:RFC1766* es el concepto “lenguaje” en LOM, pero es implementado por Dublin Core, el cual utiliza el estándar RFC1766 que contiene la lista de los idiomas en el mundo. El prefijo *est* se utiliza para referenciar los conceptos definidos en nuestra ontología de Estilos de Aprendizaje. El prefijo *act* se usa para referenciar a los conceptos definidos en la ontología de Actividades Preferidas.

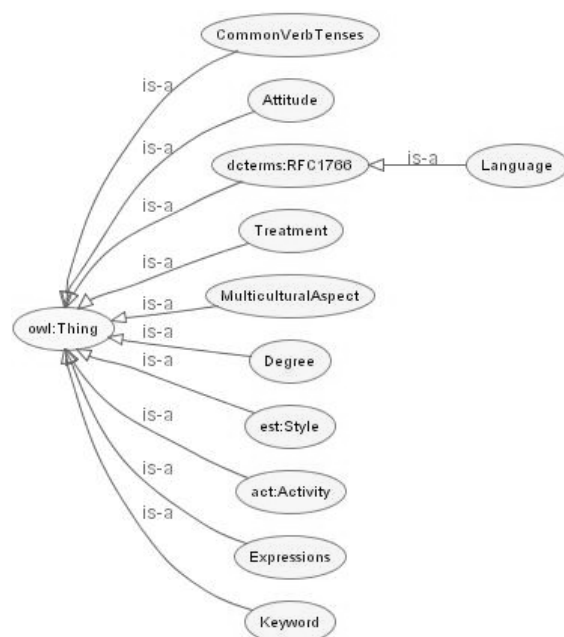


Figura 1: Ontología de Aspectos Culturales

Estos aspectos, que se reúnen en el perfil del usuario, son utilizados por el sistema multiagente para mejorar la búsqueda de los recursos educacionales.

3. Sistemas Multiagentes

En los últimos años, se ha incrementado el diseño e implementación de sistemas multiagentes (MAS) para abordar el desarrollo de sistemas distribuidos complejos. Para dar un sustento formal a estos sistemas, se han propuesto distintas teorías y arquitecturas. Entre las teorías más notorias están las que modelan al agente

como un sistema intencional, cuyo comportamiento puede predecirse mediante la atribución de ciertas actitudes mentales. Considerando al agente como un sistema intencional, una de las arquitecturas sobre la que más se ha trabajado es el agente BDI de Rao y Georgeff [9]. Este modelo está basado en la representación explícita de las creencias (B) del agente, que representan el estado del entorno, sus deseos (D), representando sus motivaciones, y las intenciones (I) del agente, que modelizan sus metas u objetivos. Esta arquitectura ha evolucionado en el tiempo y ha sido utilizada en importantes aplicaciones de sistemas multiagentes.

3.1. Agentes BDI Graduados

Las distintas arquitecturas de agentes desarrolladas hasta el momento, han sido planteadas para manejar información básicamente bivaluada. Con el propósito de hacer que la arquitectura BDI sea más flexible, Casali et al. [10] han propuesto un modelo general para diseñar agentes BDI graduados (g-BDI). Este modelo permite especificar arquitecturas capaces de tratar con la incertidumbre del entorno y con actitudes mentales graduadas, con el fin de desarrollar agentes que puedan tener una mejor performance en entornos dinámicos e inciertos. En este modelo, los *grados en las creencias* van a representar en qué medida el agente cree que una fórmula es cierta. Los *grados en los deseos*, positivos o negativos, permiten al agente establecer respectivamente, diferentes niveles de preferencia o de rechazo. Las *graduaciones en las intenciones* también estarán dando una medida de preferencia, pero en este caso, modelarán la relación costo-beneficio que le significa al agente alcanzar esa meta. A partir de la representación de estas tres actitudes y según como interactúen unas con otras, se pueden modelar distintos tipos de agentes que tendrán diferentes comportamientos.

El modelo g-BDI está basado en la noción de sistemas multi-contextos que constituyen una propuesta interesante para el diseño de sistemas lógicos complejos, y que particularmente han sido utilizados para la especificación de agentes [11]. Estos sistemas permiten la definición de diferentes componentes formales y sus interrelaciones. En el modelo g-BDI se utilizan contextos separados para representar cada actitud mental, y cada uno está formalizado con el aparato lógico más apropiado. Las interacciones entre componentes se especifican usando reglas inter-contextos, llamadas reglas puente (bridge rules).

Esta propuesta ha sido utilizada previamente para modelar agentes en el dominio turístico [12], donde los diferentes componentes de la arquitectura y sus interacciones pueden ser representados con claridad.

Entre las variadas aplicaciones de agentes inteligentes y sistemas multiagentes cabe destacar el trabajo que se viene desarrollando en sistemas recomendadores. Estos sistemas brindan ayuda a distintos usuarios en la tarea de elegir entre muchas opciones disponibles, la más adecuada. El objetivo de estos agentes es explorar y filtrar las mejores opciones a partir de un perfil de usuario (preferencias, características, etc.) considerando un importante número de posibilidades diferentes, muchas de ellas provenientes de la web. Entre las aplicaciones potenciales de los sistemas recomendadores, el dominio de la educación parece ser un buen candidato ya que las ofertas de recursos educativos están en constante crecimiento.

En este trabajo, se presenta una arquitectura multiagente para la recuperación de recursos educativos con el fin de asistir a un estudiante (o integrante de la comunidad educativa) a elegir cursos acordes a sus preferencias personales y culturales. Esta plataforma multiagente incluye varios tipos de agentes en concordancia con las distintas funcionalidades del sistema. En particular, se ha modelado el Educational Resources Finder Agent como un agente BDI Graduado, el cual se encarga de la recuperación de los mejores cursos acordes al perfil del estudiante.

4. Arquitectura Multiagente

La arquitectura multiagente que se propone en este trabajo consta básicamente de tres agentes: el Semantic Refiner Agent (SR-Agent) el cual se encarga de producir la estrategia de búsqueda asociada al interés del usuario; el User Profile Agent (UP-Agent) cuyo objetivo es construir el perfil de cada usuario; y el Educational Resources Finder Agent (EF-Agent). En el alcance de este trabajo se dará especial atención al EF-Agent, encargado de la búsqueda de los mejores cursos acordes a las preferencias de un estudiante, el cual se modela como un agente BDI Graduado. Además, se asume que existe un repositorio de recursos educativos enriquecidos con metadatos. Estos metadatos describen sus características, por ejemplo, el tema del objeto, el idioma en que está escrito, la cantidad de imágenes, etc. El sistema multiagente con los distintos agentes que lo componen, los repositorios y las ontologías que utilizan, así como sus interacciones se grafican en la Figura 2.

4.1. El SR-Agent

El Semantic Refiner Agent (SR-Agent) produce la estrategia de búsqueda asociada al interés del usuario. Cuando un usuario realiza una consulta, provee al agente de un conjunto de conceptos que describen el tema de su interés. El resultado de este agente es una estrategia de búsqueda asociada a estos conceptos. Una estrategia de búsqueda es una expresión lógica

compuesta por diferentes conceptos combinados con conectores lógicos. Concretamente, consiste de la disyunción de las expansiones de cada concepto y luego se consideran la conjunción de estas expansiones.

Este agente guía al usuario en la desambiguación de los conceptos ingresados por él. Luego, permite al usuario elegir conceptos más específicos relacionados con el término original, a fin de reducir la cantidad de documentos a ser recuperados, aumentando la precisión de la búsqueda. Finalmente, expande semánticamente estos conceptos para incrementar la cantidad de cursos a recuperar. En este proceso, el agente utiliza recursos lingüísticos tales como tesauros, diccionarios, diccionarios multilingües y ontologías. Qué recurso ó recursos lingüísticos se usen, depende del área del conocimiento de la consulta y de los recursos disponibles para esa área. En [13] se presenta una descripción detallada de los procesos involucrados a este agente.

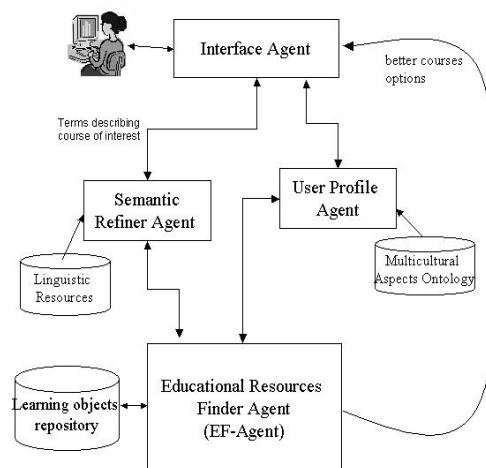


Figura 2: El Sistema Multiagente propuesto

4.2. El UP-Agent

El User Profile Agent (UP-Agent) extrae datos del usuario valiéndose de la ontología de aspectos multiculturales [14] con el objetivo de construir el perfil del usuario. Los datos personales del estudiante se obtienen por medio de un conjunto de preguntas dirigidas por una ontología. Este agente provee al EF-Agent (Educational Resources Finder Agent) con los aspectos personales y culturales del usuario, con el fin de recuperar solamente aquellos cursos que mejor satisfagan sus características personales y culturales.

4.3. El EF-Agent

El Educational Resources Finder Agent (EF-Agent) es el encargado de buscar los recursos educacionales que satisfagan las preferencias de un estudiante. La salida de este agente es una lista ordenada de los recursos educacionales que correspondan a la necesidad de información del estudiante. Estos recursos educacionales provienen de una federación de Universidades, que han decidido trabajar en forma conjunta. Este agente decide el mejor orden teniendo en cuenta los intereses y los aspectos culturales del estudiante, la satisfacción esperada de las preferencias a través del curso, su costo (por ejemplo, considerando el tiempo estimado para su desarrollo) y la confianza en la institución proveedora del recurso.

Se ha diseñado el EF-Agent como un agente recomendador usando el modelo BDI Graduado. Por un lado, se ha elegido este modelo porque consideramos que el agente debe decidir una intención (por ejemplo, el mejor curso ó los mejores cursos a ofrecer al estudiante) dependiendo de la información disponible, las preferencias y un proceso de deliberación. Estos diferentes aspectos pueden ser modelizados en las actitudes del agente. Por ejemplo, debe considerarse las creencias del entorno web (por ejemplo, los objetos educativos junto a sus características), las preferencias y restricciones del estudiante (por ejemplo, las características de un recurso educativo que él prefiere o rechaza) y la confianza en la fuente del recurso (por ejemplo, la universidad ó la institución). Utilizando un sistema intencional como el modelo g-BDI descrito, se puede especificar una arquitectura donde todas estas actitudes mentales y sus interacciones, se pueden representar y pesar en forma clara, para tomar decisiones más flexibles.

En segundo lugar, se ha propuesto un modelo graduado porque hay incertidumbre involucrada en el conocimiento sobre en qué medida un objeto educativo con diversas características, satisface el estilo del aprendizaje (por ejemplo, holístico visual) de un estudiante. Además, las preferencias y restricciones del estudiante pueden ser graduadas.

Luego, el EF-Agent se modela como un agente g-BDI y se especifica usando un sistema multi-contexto. Esta formalización contiene tres componentes básicas: contextos, lógicas y reglas puente. Las reglas puente propagan consecuencias lógicas entre las teorías de los distintos contextos. De esta forma, el agente se define como un grupo de contextos interconectados:

$$\langle \{C_i\} \ i \in I, \Delta_{br} \rangle$$

donde cada contexto C_i es la tupla $C_i = (L_i, A_i, R_i)$, y L_i , A_i y R_i son respectivamente, el lenguaje, los axiomas, y

las reglas de inferencia. Cuando a cada contexto se le asocia una teoría (es decir, un conjunto necesario de fórmulas) se completa la especificación de un agente particular. El mecanismo de deducción de estos sistemas está basado en dos tipos de reglas de inferencia, las reglas internas y las reglas puente (Δ_{br}), las cuales permiten introducir fórmulas en un contexto siempre que sus condiciones sean satisfechas.

En el modelo del EF-Agent se tienen diferentes contextos para representar las diferentes actitudes mentales. Esto permite usar los lenguajes y las lógicas que sean más adecuadas para cada caso. Se usan contextos para representar sus creencias (BC), deseos (DC), intenciones (IC) y un contexto social (SC). También se consideran otras unidades funcionales destinadas a la recuperación de planes (PC) y a la comunicación (CC). La unidad RC es la encargada de encontrar los distintos recursos educativos y la unidad de comunicación establece una interfase única y bien definida con el entorno. Luego el modelo de agente se define como:

$$EF-Agent = (\{BC, DC, IC, SC, RC, CC\}, (\Delta_{br}))$$

El comportamiento global del sistema dependerá de la representación lógica de cada noción intencional en los diferentes contextos y de las reglas puente (Δ_{br}).

Para representar y razonar con grados en las creencias, deseos e intenciones, se elige utilizar lógicas modales multivaluadas. En particular se seguirá la propuesta de Godo et al. [15] donde el razonamiento bajo incertidumbre se trata definiendo teorías modales adecuadas sobre lógicas multivaluadas.

La formalización de las lógicas adecuadas para los diferentes contextos de un agente g-BDI puede verse en [10]. En las siguientes subsecciones se esbozan las características particulares de los diferentes contextos en la especificación multicontexto del agente EF-Agent.

Contexto Belief (BC):

El propósito de este contexto es modelar las creencias del agente EF-Agent sobre el entorno educativo. Este contexto incluye el conocimiento sobre los recursos educacionales (por ejemplo, cursos) a partir de sus metadatos, que tienen diferentes características como tema, lenguaje, cantidad de práctica, cantidad de figuras, interactividad, etc. Los proveedores de los cursos brindan esta información que se almacena en una base de datos relacional. En esta primera propuesta se considera que esta información es certera. También en este contexto, se debe representar la certeza de que un objetivo de aprendizaje (G) pueda ser alcanzado a través de distintos cursos (O_i). En este trabajo se utiliza una lógica modal multivaluada para representar esta clase de

conocimiento. Se elige un lenguaje modal apropiado para razonar sobre la creencia de las fórmulas. La modalidad B es introducida sobre un lenguaje de la lógica dinámica proposicional L_D . Este lenguaje L_D contiene fórmulas como $[O_i]G$, representando “después de la ejecución del curso O_i , la meta G se cumple”.

Además, usando una lógica multivaluada se pueden expresar los axiomas de la teoría de la probabilidad (u otro modelo de incertidumbre) como axiomas lógicos sobre fórmulas modales. Luego, la inferencia lógica puede usarse para razonar sobre fórmulas como $B[O_i]G$, representando que “después del desarrollo del curso O_i , es probable que el objetivo G se cumpla” y su grado puede ser considerado la probabilidad (u otra medida de incertidumbre) de $[O_i]G$.

En el contexto de este trabajo, los objetivos de aprendizaje representan la conjunción de diferentes preferencias tales como tema, idioma, estilos de aprendizaje, entre otras.

Contexto Desire (DC):

En este contexto se representan los deseos del EF-Agent. En esta aplicación, el deseo global es encontrar un recurso que satisfaga más al estudiante, tanto respecto al tema como a las diferentes características del estudiante. Para ello se modelizan las preferencias del estudiante como deseos del agente.

Con inspiración en los trabajos sobre representación bipolar de las preferencias de Benferhat et.al. [16], se propone representar tanto los deseos positivos como los negativos. Los deseos positivos representan lo que el estudiante desea que le brinde el recurso educativo (por ejemplo *subject: kinetics, style: holistic*), y los deseos negativos corresponden a lo que rechaza o desea que no ocurra (por ejemplo, *language Portuguese*).

Tanto los deseos positivos, como los negativos pueden ser graduados, representando los distintos pesos de estas preferencias o rechazos. Como en el lenguaje BC, el lenguaje DC se define como una extensión del lenguaje proposicional L introduciendo dos operadores modales difusos D^+ y D^- . D^+G se lee como “G es deseado positivamente” y su grado de verdad representa el grado de satisfacción que le traerá al agente que G sea cierto. En el caso de D^-G , que se lee como “G es negativamente deseado”, su grado de verdad representa la medida de rechazo o del deseo de que no ocurra.

En este contexto los deseos del estudiante son expresados por medio de una teoría que contiene expresiones cuantitativas sobre sus preferencias positivas y negativas. Estas fórmulas expresan lo que el estudiante desea, en diferentes grados, de un recurso educativo.

Luego, el EF-Agent a partir de estos deseos comienza una cadena de deducciones intra e inter-contexto para determinar cuáles son los mejores cursos para recomendar al usuario.

Contexto Social (SC):

Este contexto tiene el propósito de modelar dentro de la arquitectura, los aspectos sociales del EF-Agent. Dentro de estos aspectos, es fundamental modelizar la confianza (trust) que tiene el agente en otros agentes. En toda comunidad de agentes son necesarios y se deben representar diferentes tipos de confianza [17]. En este trabajo se considera la confianza en los proveedores de los recursos educativos que interactúan con el EF-Agent para evaluar el riesgo que tendrá el estudiante en seguir determinado curso. Para esta aplicación consideramos que la confianza depende sólo del tipo de curso que el proveedor ofrece.

Contexto Intention (IC):

Esta unidad se utiliza para representar las intenciones del agente. Para esta aplicación, estas intenciones serán los objetivos educativos que se intentarán alcanzar a través del mejor curso (ó cursos) seleccionado. En este contexto, las intenciones dependerán no sólo del beneficio que le traerá alcanzar al agente el objetivo G, sino de la satisfacción esperada del objetivo a través de un determinado curso y de cierto costo que le signifique su desarrollo. Cuando el desarrollo de un plan, como el curso en este caso, involucra a otros agentes o proveedores de cursos, la confianza en cada proveedor debe ponderarse.

Al permitir graduaciones en las intenciones se puede representar una medida que refleje la relación costo/beneficio que le traerá al estudiante alcanzar el objetivo siguiendo un determinado recurso educativo. Esta graduación resultará de la combinación de los distintos factores antes mencionados y puede calcularse utilizando diversas funciones con pesos (por ejemplo, un promedio ponderado). Esta forma graduada de deducir las intenciones, permite al EF-Agent tomar decisiones más flexibles, modelando las necesidades del usuario.

En el EF-Agent una teoría para IC representará aquellas preferencias (objetivo de aprendizaje) que el usuario intentará satisfacer a través de un plan posible (recurso educativo). Usando este conjunto de intenciones graduadas, el agente deriva la intención final (objetivo a alcanzar) a través de los mejores cursos recomendados. Esta teoría está inicialmente vacía y recibirá formulas de intenciones graduadas como inferencias de una regla puente adecuada (ver (1) en la subsección Reglas Puente).

Si la búsqueda involucra varios conceptos, el SR-Agent realiza el proceso descrito en el párrafo anterior con cada concepto y luego los combina. Se tiene entonces que la estrategia asociada con esta búsqueda consiste de la disyunción de cada una de las expansiones y luego la conjunción de los conjuntos de expansiones resultantes.

El User Profile Agent (UP-Agent) construye el perfil de María mediante un conjunto de preguntas dirigido por la ontología de Aspectos MultiCulturales. Para este ejemplo, las respuestas de María podrían ser:

- Lengua Materna = "Spanish"
- Conocimiento de Inglés = "High"
- Conocimiento de Portugués = "None"
- Preferencia de Práctica = "Low"
- Preferencia por ver Figuras = "High"

Esto se traduce a:

- (Language = "Spanish", 1)
- (Language = "English", 0.7)
- (Language = "Portuguese", 0)
- (style 1 = holistic, 0.4)
- (style 2 = visual, 0.8)

Esto significa que la lengua materna de María es el español, tiene muchos conocimientos del idioma inglés, y no tiene ningún conocimiento de portugués. Como tiene baja preferencia de práctica, el estilo de aprendizaje holístico tiene un peso bajo. Y como prefiere material con figuras (imágenes, diagramas, etc), el peso del estilo visual es alto.

Esta información, representando todas las preferencias de María, incluyendo el tema del curso, sus características personales y sus características culturales, se envía al EF-Agent. Este agente modela estas preferencias como deseos positivos que el agente tratará de satisfacer mediante un curso apropiado. En este caso los deseos serán:

- D1: (D⁺ dynamics OR kinetics , 1),
- D2: (D⁺ (Language = "Spanish"), 1),
- D3: (D⁺ (Language = "English"), 0.7),
- D4: (D⁺ (style 1 = holistic), 0.4),

D5: (D⁺ (style 2 = visual), 0.8),

D⁻: (D⁻ (Language = "Portuguese"), 1)

Estos deseos son elementos proactivos para el agente y su inyección en el PC provocará una búsqueda de los recursos que satisfagan las conjunciones posibles de los deseos, considerando siempre el tema y la restricción del lenguaje. En este ejemplo particular, si consideramos que los únicos lenguajes en el reservorio de cursos son inglés, español y portugués, al pedir que se verifiquen alguno de los dos primeros, estamos evitando el tercero, por lo cual excluimos el deseo negativo de la lista. Luego, estos serán los objetivos de aprendizaje que el agente buscará satisfacer mediante un curso:

- G1: (D1∧D2 ∧ D4∧D5),
- G2: (D1∧D3∧ D4∧D5),
- G3: (D1∧D2∧ D4),
- G4: (D1∧D3∧ D4),
- G5: (D1∧D2 ∧ D5),
- G6: (D1∧D3 ∧ D5),
- G7: (D1∧D2),
- G8: (D1∧D3)

El PC encontrará los cursos posibles O_j, que son todos los que satisfacen alguno de los objetivos G_i i=1,...,8. Esta búsqueda se realizará en dos etapas, primero buscando por el tema (D1) y luego buscando en los metadatos correspondientes para evaluar el grado de satisfacción de los deseos restantes.

A partir de estos planes educativos posibles, el IC es el encargado de construir el ranking considerando, el grado de satisfacción esperada del objetivo G_i mediante el curso O_j, el costo estimado del curso y la confianza t en su fuente.

Suponiendo que en el repositorio se tienen los cursos O_i, i=1,4, donde todos ellos cumplen el deseo D1, es decir, corresponden al tema de estudio buscado. Además, suponiendo que tanto el costo de los mismos como la confianza en su fuente es similar, pero presentan las siguientes características que los diferencian:

O₁ : es un curso práctico en inglés con muchas imágenes.

O₂ : es un curso práctico en español con muchas imágenes.

O₃ : es un curso teórico sin figuras en español.

O₄ : es un curso en portugués.

Entonces, el curso resultante será O₂ dado que alcanza la meta G1 que es la de más alto grado de deseo. Luego, en orden de importancia se tienen los cursos O₁ y O₃, descartando el curso O₄.

Conclusiones

En este reporte se han presentado los avances de un trabajo en curso. Se ha propuesto una arquitectura multiagente para la búsqueda de recursos educacionales, que ayuda al usuario a seleccionar los cursos de acuerdo a sus características personales y sus aspectos culturales.

La arquitectura multiagente propuesta consta básicamente de tres agentes fundamentales. El Semantic Refiner Agent actúa como un especialista en ciencias de la información y prepara una estrategia de búsqueda adecuada, resolviendo la mayoría de los problemas relacionados con contingencias en la búsqueda. Este agente produce una estrategia asociada con el interés temático del usuario. El User Profile Agent extrae datos del comportamiento del usuario y de la ontología de aspectos culturales con el objeto de construir el perfil de usuario. El Educational Resources Finder Agent (EF-Agent) se encarga de encontrar distintos objetos de aprendizaje de forma de satisfacer las preferencias de un estudiante. La salida de este agente es una lista ordenada de recursos educacionales.

El EF-Agent se especifica con un modelo de agente BDI Graduado. Este modelo permite definir arquitecturas que representen explícitamente la incertidumbre de las creencias, los deseos graduados y las intenciones. El perfil del usuario se incorpora al EF-Agent introduciendo las preferencias (positivas y negativas) y la importancia que el usuario da a las diferentes variables que pesan en la selección del recurso educacional. Este perfil junto con la información de los cursos constituye la base de conocimiento para el razonamiento del EF-Agent.

Este modelo multiagente utiliza ontologías para la mejora semántica del proceso de búsqueda de los recursos educacionales. El background del usuario, sus objetivos, su estilo de aprendizaje y su medio cultural se especifican con ontologías y se usan en el proceso de búsqueda de los recursos educacionales.

Actualmente, ya se ha implementado un prototipo del SR-Agent. Como trabajo futuro se planea la implementación de los agentes UP-Agent y EF-Agent,

junto a las interacciones necesarias para completar el sistema multiagente planteado.

Agradecimientos

Este trabajo es parcialmente financiado por el Programa FRIDA Program (<http://programafrida.net/en/>) y por el Programa PCI-Iberoamérica A/3541/05 de la AECI.

Referencias

- [1] R. Baeza-Yates, B. Ribeiro-Neto (eds.), *Modern Information Retrieval*. ACM Press, New York, 1999.
- [2] M. Kobayashi, K. Takeda, *Information Retrieval on the Web*. *ACM Computing Surveys*, 32(2) (2000), pp. 144-173.
- [3] T. R. Gruber, A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge Acquisition*, 5 (1993), pp. 199-220.
- [4] OWL Web Ontology Language Guide <http://www.w3.org/TR/owl-guide/>
- [5] PROTÉGÉ: <http://protege.stanford.edu>
- [6] www.fing.edu.uy/inco/proyectos/EduCa/Ontologies.html
- [7] IEEE Learning Technology Standards Committee (2002). Draft Standard for Learning Object Metadata (LOM) IEEE 1484.12.1. available from http://ltsc.ieee.org/wg12/files/LOM_1484_12_1_v1_Final_Draft.pdf
- [8] Dublin Core: Referencias a las implementaciones de Dublin Core utilizadas: purl.org/dc/elements/1.1/ y purl.org/dc/terms/
- [9] A. Rao, M. Georgeff, Modeling Rational Agents within a BDI-Architecture. In *KR-92* (R. Fikes and E. Sandewall, Ed.), (1991), pp. 473-484. Morgan Kaufmann.
- [10] A. Casali, L. Godo, C. Sierra, Graded BDI Models For Agent Architectures. *Proceedings of CLIMA V, LNAI 3487* (J. Leite, P. Torroni, Eds.), (2005), pp. 126-143.
- [11] S. Parsons, N. J. Jennings, J. Sabater, C. Sierra, Agent Specification Using Multi-context Systems. In *Foundations and Applications of Multi-Agent Systems*. (2002), pp. 205-226.
- [12] A. Casali, L. Godo, C. Sierra, Modelling Travel Assistant Agents: a graded BDI approach. In *IFIP Volume 217, Artificial Intelligence in Theory and Practice*, ed. M. Bramer, (Boston-Springer), pp. 413-424, 2006
- [13] C. Deco, C. Bender, R. Motz, J. Saer, M. Chiari, Semantic Refinement for Web Information Retrieval. *Proceedings of the 3rd Latin American Web Congress*, (2005), pp. 106-110. IEEE Press.
- [14] J. Guzmán, R. Motz, Towards an Adaptive Cultural Web-based Educational System. *Proceedings of the 3rd Latin American Web Congress*, (2005), pp. 183-186. IEEE Press.

- [15] L. Godo, F. Esteva, P. Hajek, Reasoning about probabilities using fuzzy logic. In Neural Network World, 10 (2000), pp. 811–824.
- [16] S. Benferhat, D. Dubois, S. Kaci, H. Prade, Bipolar representation and fusion of preferences in the possibilistic Logic framework. In KR-2002, (2002), pp. 421-448.
- [17] C. Castelfranchi, R. Falcone, Social Trust: A Cognitive Approach. In Trust and Deception in Virtual Societies, (2001) pp. 55-90. Kluwer Academic Publishers.

Dirección de Contacto del Autor/es:

Cristina Bender

Av. Pellegrini 250, P.B.
2000 Rosario
Argentina
e-mail: bender@fceia.unr.edu.ar

Claudia Deco

Av. Pellegrini 250, P.B.
2000 Rosario
Argentina
e-mail: deco@fceia.unr.edu.ar

Ana Casali

Av. Pellegrini 250, P.B.
2000 Rosario
Argentina
e-mail: acasali@fceia.unr.edu.ar
<http://www.fceia.unr.edu.ar/~acasali/>

Regina Motz

Julio Herrera y Reissig 565
11300 Montevideo
Uruguay
e-mail: rmotz@fing.edu.uy
<http://www.fing.edu.uy/~rmotz/>

Cristina Bender. Es docente e investigadora en el área de Bases de datos y Recuperación de la Información en la FCEIA-UNR. Actualmente está cursando la Maestría en Informática en el Instituto de Computación de la UdelaR.

Claudia Deco. Es Magister en Informática. Docente e investigadora en el Area de Bases de Datos y Recuperación de Información en la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nac. de Rosario.

Ana Casali. Ha concluido la Suficiencia Investigadora en la UdG, España, en el Programa de Doctorado “Tecnologías de la Información. Es docente e Investigadora de la FCEIA-UNR en áreas de la Inteligencia Artificial.

Regina Motz. Es Doctora en Informática. Dirige el grupo Concepción de Sistemas de Información del Instituto de Computación de la UdelaR, y es Directora del Proyecto Educación con Calidad (EduCa) del Programa Frida.
