



Cómo citar el artículo

Peña Estrella, N.F., Mendoza Moreno, M.A. & González Serrano, C. (2015). Diagnóstico de estilos de aprendizaje para favorecer la personalización de materiales educativos mediante redes bayesianas: servicios web para Moodle™. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, 46, 4-20. Recuperado de <http://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/view/694/1222>

Diagnóstico de estilos de aprendizaje para favorecer la personalización de materiales educativos mediante redes bayesianas: servicios web para Moodle™*

Assessing Learning Styles in order to favor the Customization of Educational Materials by means of Bayesian Networks: Web Services for Moodle™

Diagnostic des styles d'apprentissage pour favoriser la personnalisation de matériaux éducatifs au moyen de réseaux bayésiens : services web pour Moodle™

Néstor Fabián Peña Estrella

Tecnólogo en Sistemas de Información
Ingeniero de Sistemas
Departamento de Sistemas, Universidad del Cauca
Grupo de Investigación en Inteligencia Computacional - GICO
nfpena@unicauca.edu.co

Miguel Ángel Mendoza Moreno

Ingeniero de Sistemas y Computación
Magíster en Ciencias de la Información y las Comunicaciones
PhD en Ciencias de la Electrónica
Docente Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia
Grupo de Investigación Telematicos
miguel.mendoza@uptc.edu.co

Carolina González Serrano

Ingeniera de Sistemas
Magíster en Telemática
PhD en Ciencias de la Información y las Comunicaciones
Docente Universidad del Cauca
Grupo de Investigación en Inteligencia Computacional - GICO
cgonzals@unicauca.edu.co

Recibido: 31 de enero de 2015

Evaluated: 19 de agosto de 2015

Aprobado: 28 de agosto de 2015

Tipo de artículo: investigación científica y tecnológica

* Los autores agradecen a las Universidades del Cauca y Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, por el apoyo en el proceso investigativo.

Néstor Peña y Carolina González agradecen al Grupo de Investigación en Inteligencia Computacional- GICO de la Universidad del Cauca, al que pertenecen.

Miguel Mendoza agradece tanto a la Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia a la que se encuentra vinculado con el grupo de Investigación Telematicos, como a la Universidad del Cauca con el Grupo de Investigación y Desarrollo en Ingeniería de Software- IDIS.



Resumen

Los entornos virtuales de aprendizaje (EVA) cotidianamente no usan funciones adaptativas para sus usuarios, sin embargo, los sistemas adaptativos de aprendizaje (SAA) las emplean en favor del proceso de aprendizaje de los estudiantes. La adaptación (personalización) del sistema de aprendizaje hace necesario recurrir a la información de cada uno de los alumnos y, en tal sentido, los estilos de aprendizaje son características destacadas que individualmente muestran la proclividad del estudiante hacia ciertas preferencias o estrategias para aprender. En el presente artículo se evidencia el proceso investigativo seguido con el fin de dotar a un EVA representativo (Moodle™) de características adaptativas, empleando interfaces hacia servicios web desarrollados para diagnosticar estilos de aprendizaje, según múltiples modelos debidamente validados, y recomendar materiales educativos a cada estudiante, empleando como técnica las redes bayesianas. Los resultados permiten evidenciar la eficacia del desarrollo tecnológico realizado, probado con los estudiantes de un curso específico.

Palabras clave

Entorno virtual de aprendizaje, Estilos de aprendizaje, Personalización, Redes bayesianas, Servicio web.

Abstract

Virtual Learning Environments (VLE) do not use adaptive functions for their users, however, the Adaptive Learning Systems (ALS) use them to favor the learning processes of students. In order to perform the adaptation (customization) of the learning system is necessary to ask for the information of each student, and in such a sense, the learning styles are important characteristics that individually show the tendencies of students toward some strategies when learning. In this article we present the research process which was performed in order to provide adaptive characteristics to a representative VLE (Moodle™), using interfaces for web services developed to evaluate learning styles, based on different properly-validated models, and recommending educational materials for

each student, using as technique the Bayesian networks. The obtained results allowed to verify the effectiveness of this technological development, which has been tested with the students of a specific course.

Keywords

Learning virtual environment, Learning styles, Customization, Bayesian networks, Web services.

Résumé

Les environnements virtuels d'apprentissage n'utilisent pas de manière quotidienne des fonctions adaptatives pour leurs utilisateurs, cependant, les systèmes adaptatifs d'apprentissage les utilisent en faveur du processus d'apprentissage des étudiants. Pour l'adaptation (personnalisation) du système d'apprentissage il est nécessaire d'accéder à la information de chacun des étudiants et, en ce sens, les styles d'apprentissage sont caractéristiques très importants qui montrent comme un étudiant particulier a une tendance vers certes préférences ou stratégies pour apprendre. Dans cet article on vérifie le processus de recherche suivi afin de doter à un environnement virtuel d'apprentissage représentatif (Moodle™) de caractéristiques adaptatives, en utilisant des interfaces vers services web développés pour diagnostiquer les styles d'apprentissages, d'après multiples modèles dûment validés, et de recommander des matériaux éducatifs à chaque étudiant, en utilisant comme technique les réseaux bayésiens. Les résultats permettent de mettre en évidence l'efficacité du développement technologique réalisé, éprouvé avec les étudiants d'un cours spécifique.

Mots-clés

Environnement virtuel d'apprentissage, Styles d'apprentissage, Personnalisation, Réseaux bayésiens, Service web.

Introducción

En el proceso de aprendizaje interviene una multitud de variables que hacen parte de esa forma única en la que cada individuo interioriza nuevos conocimientos; características como la dedicación al detalle, la búsqueda de significados, el entendimiento con un análisis superficial o más profundo y la facilidad de memorizar información, no son espontáneas, sino derivadas de rasgos psicológicos. Esos elementos determinan en cada uno la velocidad de aprendizaje, el uso de estrategias diferentes a la hora de aprender y el desempeño con más eficacia que otros a pesar de encontrarse en las mismas condiciones, ya sean ambientales, de instrucción previa y/o de motivación (Morales R. *et al.*, 2013, p. 151).

Diversas teorías destacan las diferencias de aprendizaje entre los estudiantes, y una de ellas se apoya en los Estilos de Aprendizaje (EA). Existen múltiples definiciones para EA, pero una de las de mayor aceptación (y a la que se suscriben los autores), es la que los define como "los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos, que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los discentes perciben, interaccionan y responden a sus ambientes de aprendizaje" (Keefe, 1988, pp. 12-14).

Asumiendo estas diferencias, Ramírez (Ramírez et al., 2013, pp. 151-166) reúne conceptos destacados para determinar que los EA permiten conocer las tendencias de desempeño de los estudiantes, y que teniendo en cuenta esto, sería posible adaptar los métodos de enseñanza a los estilos propios de cada estudiante, posibilitando una mayor satisfacción y mejores resultados académicos.

El interés acerca de los EA ha trascendido los entornos de educación clásica en el aula hacia los entornos tecnológicos, conocidos como entornos virtuales de aprendizaje (EVA). Los EVA sirven a los docentes como herramienta para gestionar sus cursos y recursos educativos de forma virtual (Dillenbourg *et al.*, 2002, pp. 3-18) y en ellos los EA resultan útiles para generar procesos de personalización (Weibelzahl, 2003, p. 169), dado que los EA permiten identificar la forma, preferencias y estrategias de aprendizaje del estudiante.

Durante la exploración documental se encontraron investigaciones que han abordado la relación de personalización basada en EA sobre EVA, algunos casos mediante sistemas más especializados en la adaptación como los Sistemas Tutores Inteligentes (STI) (VanLehn, 1988, pp. 55-78) y los Sistemas Hipermedia Adaptativos (SHA) (Brusilovsky, 2003, pp. 377-409). En este proceso de indagación se encontró que el diagnóstico o detección y la funcionalidad del EA resultan importantes para lograr buenos resultados en la personalización, pero además quedó en evidencia que dicha funcionalidad generalmente está ligada a la lógica del sistema que lo acoge. Por otra parte, existen dificultades prácticas al momento de aplicar estos estilos, debido a la existencia de una multitud de modelos de EA diferentes, lo que deriva la inquietud por desacoplar dicha funcionalidad con el objetivo de permitir que los EVA puedan extender fácilmente su personalización a varios modelos, modificando lo menos posible su estructura.

Teniendo en cuenta lo anterior, una forma de proveer la funcionalidad deseada desacoplándola del EVA puede ser mediante servicios web. Los servicios web son piezas de software capaces de permitir el intercambio de datos y funcionalidad entre aplicaciones por medio de una red (Morales M., 2008, p. 9; W3C-Consortium, 2004). Existen diferentes estándares para implementar y soportar dicha interoperabilidad, utilizando como insumo el Lenguaje de Marcas Extensible (eXtensible Markup Language, XML). En este caso los servicios web pueden proveer un mecanismo para desacoplar el diagnóstico y, por otra parte, favorecer la personalización de las rutas instruccionales de cada estudiante según el estilo de aprendizaje diagnosticado, apoyándose en técnicas de razonamiento aproximado como las redes bayesianas.

Estado de la cuestión

A continuación se destacan los sustentos relacionados con la investigación.

Sistemas de personalización basados en EA

Los sistemas de personalización a partir de EA usan diversos mecanismos para el diagnóstico, se basan en diferentes modelos y presentan algún tipo de adaptación sobre un EVA específico. Se destaca el sistema descrito en Hsu *et al.* (2010, pp.12-21) que utiliza la lógica difusa junto con las redes neuronales como técnicas para apoyar la inferencia del estilo de aprendizaje según el modelo de Kolb (Kolb & Kolb, 2012, pp. 1698-1703) y su adaptación está orientada a la recomendación de objetos de aprendizaje, empleando un entorno de aprendizaje basado en web.

La Tabla 1 expone la síntesis de las aproximaciones que relacionan técnicas, modelos, tipo de adaptación y uso de servicios web para el diagnóstico de EA, bajo el interés de identificar avances en el uso de los EA como apoyo a los sistemas adaptativos y la integración de técnicas de inferencia.

Tabla 1. Extracto de la síntesis del análisis de aproximaciones.

Proyecto	Técnicas de inferencia	Tipo de adaptación	Modelos de EA que soporta	Enfoque del EA	Servicio web para diagnóstico de EA	Tipo de Sistema usado
Estrategias de modelado de EA (Dorça <i>et al.</i> , 2013, pp. 2092-2101)	Automático probabilístico Q-learning	Presentación de contenidos	Felder-Silverman	Diagnóstico	Información no disponible	Simulación
Diagnóstico de EA en programación (A. F. M. Huang <i>et al.</i> , 2012, pp. 8698-8706)	Técnica de inferencia CatOpt algorithm for fuzzy knowledge base	Actividades de programación en general	Felder-Silverman	Diagnóstico	Información no disponible	Diagnóstico sobre datos en e-portafolio
Propuesta de mecanismo de identificación de EA (Hsu <i>et al.</i> , 2010, pp. 12-21)	Lógica difusa + redes neuronales	Recomendación de objetos de aprendizaje	Kolb	Diagnóstico y adaptación	Información no disponible	Entorno de aprendizaje basado en web
Identificación del EA basado en el comportamiento en LMS (Graf & Liu, 2008, pp. 482-486)	Automático Técnica basada en reglas	No	Felder-Silverman	Diagnóstico	Información no disponible	Se describe como genérico para LMSs
LMS basado en SCORM, agentes y minería (Cobos <i>et al.</i> , 2007, pp. 298-309)	Cuestionarios	De contenido (SCORM SN)	Múltiples	Adaptación	No lo considera	Sistema Tutor Inteligente
Adaptación de un sistema educativo a un perfil de inteligencia (Kelly & Tangney, 2006, pp. 385-409)	Cuestionario + Clasificación usando Naive Bayes	Presentación, navegación y estrategias	MI - Gardner	Diagnóstico y adaptación	No lo considera	Sistema educativo adaptativo inteligente

Desde la perspectiva de la investigación e implementación de soluciones, es claro que los EA han sido características destacadas que se emplean para promover actividades adaptativas.

Servicios web para la adaptación basada en EA

En proyectos como el expuesto en Cobos *et al.* (2007, pp. 298-309) se integran la minería de datos con agentes inteligentes en un servicio web para la adaptación en cursos online según el estándar SCORM SN (van_Velsen, et al., 2009, p. 5), empleando elementos del modelo de estudiante tales como los EA, en este caso, de la propuesta de Felder-Silverman (R. M. Felder & Silverman, 1988, pp. 674-681) diagnosticado mediante la aplicación del cuestionario respectivo.

En otro caso (Rivera U. & Betancourt A., 2009, pp. 15-25), se utiliza el servicio para la recomendación de patrones pedagógicos basándose en el modelo de inteligencias múltiples de Gardner, que se diagnostica mediante la aplicación del test respectivo a cada estudiante del curso que será objeto de las recomendaciones.

En el proyecto referido en Chen & Lu (2008, pp. 555-559), se tratan los servicios web semánticos; en primer lugar se identifican las preferencias del estudiante incluyendo el EA y luego el sistema se encarga de ubicar de forma autónoma servicios web acordes con sus necesidades de información.

En otro proyecto relacionado en B. Huang & Zhao (2009, pp. 1-4), se realiza una propuesta con una Arquitectura Orientada a Servicios (Service Oriented Architecture, SOA) para sistemas de aprendizaje adaptativos en la web semántica, la propuesta se basa además en ontologías, estándares y en acoplar la funcionalidad expuesta por los servicios a los sistemas finales con los que establecerá comunicación.

En correspondencia con lo anterior, las aproximaciones que relacionan servicios web presentan diversos usos, pero en general no se han desarrollado específicamente para el consumo por parte de los EVA como fuente de información para derivar procesos de personalización, lo cual hace parte de las pretensiones de la investigación.

Técnicas de razonamiento aproximado y redes bayesianas

Las técnicas de razonamiento aproximado hacen parte de un campo fundamental de la inteligencia artificial que se encarga del tratamiento de la incertidumbre que se presenta en algunos problemas del mundo real, estas técnicas son muy usadas sobre todo en áreas como la salud, tal como se ejemplifica en F. J. Díez (2005, p. 155). Para comprender mejor este campo se deben examinar las fuentes de incertidumbre, que se agrupan en tres categorías principalmente (F. J. Díez, 2005, p. 155; DNegri & De Vito, 2006, pp. 128-130):

- Deficiencias en la información: por ejemplo cuando la información es errónea, incompleta o imprecisa.
- Características propias del mundo real: se presenta debido a características no deterministas del mundo real, lo que significa que unas mismas causas pueden generar diferentes efectos en las personas.
- Deficiencias de los modelos: cuando los modelos que intentan explicar los problemas de incertidumbre se tornan incompletos o incluso inexactos.

De acuerdo a estas fuentes se han planteado métodos para el tratamiento de la incertidumbre y se han clasificado en dos grupos primordialmente:

- Métodos cualitativos: consisten en que, cuando no hay información suficiente, se hacen suposiciones o hipótesis, hasta que puedan ser corregidas al recibir nueva información, pero su naturaleza cualitativa hace parte de su mayor problema ya que no se pueden considerar los grados de certeza y, por lo tanto, su estudio radica más en su naturaleza teórica que en su aplicación.
- Métodos numéricos: generalmente los métodos numéricos se consideran cuatro: el método probabilista clásico, el modelo de factores de certeza, las redes bayesianas y la teoría de conjuntos difusos más conocida como lógica difusa.

Así pues, se destacan las redes bayesianas (F. J. Díez, 2005, p. 155) como un modelo probabilista basado en la causalidad y que como característica adicional lleva asociado un modelo gráfico en forma de red, en el cual los nodos representan variables y los enlaces dirigidos representan relaciones de causalidad. Las redes bayesianas permiten construir modelos más eficientes para usar algoritmos que atiendan problemas de mayor tamaño, de forma que se permiten considerar cientos e incluso miles de variables. Como se referencia en López Puga *et al.* (2007, p. 10) una red bayesiana se puede definir como “un conjunto de variables codificadas probabilísticamente, una estructura gráfica que conecta esas variables en términos de relaciones de independencia condicional y un conjunto de distribuciones de probabilidad condicional susceptibles de ser modificadas con base en evidencias por medio del teorema de Bayes”.

Método

El proceso investigativo general se basó en la metodología correspondiente a la adaptación del método científico aplicado a la Ingeniería del Software, propuesta por (Kontio, 2001, p. 263), la cual involucra cinco fases: (1) Informacional, (2) Proposicional, (3) Analítica, (4) Evaluativa, (5) Documentación y divulgación (Mendoza M., 2012, p. 51).

La fase Informacional, se apoyó en la guía metodológica “Modelo para la investigación documental” (Serrano, 2005), por lo tanto se ejecutaron sub-fases como *Preparatoria, Descriptiva, Interpretativa y de Construcción teórica*, lo que permitió centrar los núcleos temáticos de investigación en: modelos de EA, servicios web y técnicas de razonamiento aproximado. Posteriormente se realizó una exploración procedimental usando palabras clave relacionadas con los núcleos temáticos, conectores lógicos y rangos de fechas diferentes (especialmente en relación a los modelos de EA), creando una base de información en fichas catalogadas según características similares. Esto permitió realizar especialmente una identificación, abstracción y síntesis que posteriormente permitieron definir los modelos e instrumentos de EA a usar en el trabajo.

La fase Proposicional desembocó en la formulación más precisa de las características del desarrollo propuesto en cuanto a diseño y estructura integrando los servicios web, el diagnóstico de EA y la técnica de razonamiento aproximado para apoyar la personalización.

En la fase Analítica se consolidó el desarrollo del sistema apoyado en la metodología de desarrollo ágil Programación Extrema (eXtreme Programming- XP) (Beck, 1999, p. 224). El desarrollo de los servicios web se estructuró en capas, lo que no sucedió con la implementación de los bloques en Moodle™ ya que poseen una estructura específica.

La fase Evaluativa correspondió a la validación de la correspondencia con las características pretendidas y la completitud del desarrollo del prototipo, lo que se apoyó en las iteraciones incrementales de la metodología XP con pruebas unitarias y se reforzó mediante una prueba de aplicación a la población estudiantil, la que se constituyó en el universo (población de estudiantes que emplean frecuentemente las plataformas EVA). En tal sentido, se estableció como muestra representativa un total de 52 estudiantes, que pertenecían a dos grupos distintos de la asignatura Metodología de la Investigación de la Universidad del Cauca (Grupo 1: Docente 1 y 26 estudiantes del programa Ingeniería de Sistemas; Grupo 2: Docente 2 y 26 estudiantes del programa de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones).

Por último la fase de Documentación y divulgación permite socializar a la comunidad los avances y resultados del proceso investigativo, por medio de reportes técnicos, documentos académicos y el presente artículo.

Resultados

El proceso seguido para la investigación documental permitió identificar los modelos de EA que contaran al menos con un instrumento y su respectivo proceso de diagnóstico de forma explícita, pero que además registraran estudios en los que se respalde su validez y consistencia.

De este proceso resultó la identificación de 60 EA, 31 Modelos de EA, de los cuales 19 contaban con instrumentos válidos y fiables, y 12 de ellos no reportaban estudios de validación. De los que contaron con estudios de validación, solo ocho hacían explícito adicionalmente su instrumento y el proceso de diagnóstico.

Los ocho instrumentos, y sus modelos, se detallan en la Tabla 2.

Tabla 2. Instrumentos y modelos seleccionados.

Instrumento	Modelo	Descripción
Índice de Estilos Cognitivos (Cognitive Style Index- CSI)	Allinson y Hayes	Integra dos dimensiones fundamentales de los Estilos Cognitivos: la Intuición y el Análisis. Se basa en instrumentos para medir los Estilos Cognitivos y derivan el cuestionario propio (CSI).
Cuestionario Revisado del Proceso de Estudio (Revised Study Process Questionnaire- R-SPQ)	Biggs	Actualmente el modelo se basa en dos dimensiones: motivación y estrategia en las cuales tienen ciertas características los estudiantes dependiendo de su estilo ya sea superficial o profundo.
Inventario de Aproximaciones e Inventario de Destrezas para Estudiantes (Approaches and Study Skills Inventory for Students- ASSIST)	Entwistle y Tait	Relaciona características de personalidad, motivación y enfoque de aprendizaje para plantear tres estilos: superficial, profundo y estratégico.
Índice de Estilos de Aprendizaje (Index of Learning Styles- ILS)	Felder y Silverman	Proponen que el estilo de aprendizaje está compuesto por algún rasgo bipolar en cuatro dimensiones: activo/ reflexivo, sensitivo/ intuitivo, visual/ verbal y secuencial/ global. El contexto de uso común de dicho modelo es en estudiantes de ingeniería.
Cuestionario VARK	VARK de Fleming y Mills	En este modelo se considera que las personas reciben información constantemente a través de los sentidos y que el cerebro selecciona parte de esa información e ignora el resto, las personas entonces seleccionan la información que obtiene su atención en función de sus intereses, pero también influye cómo se recibe la información, lo que define su estilo entre visual, auditivo, lectura/escritura y kinestésico, o también multimodal que son los que procesan la información en más de una de estas formas.

Escalas de Estilos de Aprendizaje del Estudiante (Grasha-Riechmann Student Learning Style Scales- GRSLSS)	Style of Learning Interaction Model de Grasha y Riechmann	Emplea el instrumento GRSLSS, que posee un documento con el test y sus instrucciones de diagnóstico, respecto a los siguientes EA: <ul style="list-style-type: none"> • Distante/ Participante • Competitivo/ Colaborativo • Dependiente/ Independiente
Cuestionario de Estilos de Aprendizaje (Learning Styles Questionnaire- LSQ)	Honey y Mumford	Se trata de un cuestionario de 80 ítems para los cuales se responde si se está de acuerdo o en desacuerdo. Para calcular los puntajes existe una hoja donde cada número de pregunta está relacionado con un estilo. Se debe marcar con 1 si estuvo de acuerdo y 0 en desacuerdo, se suman las columnas y el total representa en este caso el grado de pertenencia con un estilo específico, razón principal para la elección de la técnica seleccionada. La otra razón es que en la guía de interpretación se presenta una tabla para un análisis más profundo donde se expresan las posibles intensidades de preferencia, según el valor obtenido, lo que confirma que los resultados claramente se pueden representar con grados de pertenencia para cada estilo.
EA de Honey-Alonso (CHAEA)	Alonso, Gallego & Honey, basado en el modelo de Honey y Mumford	Este cuestionario es una versión similar al LSQ, pero se diferencia en que es la interpretación y ajuste al entorno hispano, se evalúa de la misma forma por lo que el resultado también se puede interpretar como un grado de pertenencia con cada estilo de aprendizaje, razón por la cual se seleccionó la técnica de Lógica difusa.

Como se mencionó previamente se plantea el uso de servicios web para el desacoplamiento principalmente de la función de diagnóstico de EA, pero además se plantea el uso de otro servicio cuyo insumo sean los EA diagnosticados por el servicio anterior y que tenga como objetivo proveer una recomendación basada en dichos estilos, usando en este caso redes bayesianas. Además, para el diseño también se tuvieron en cuenta características particulares del estudiante, constituyendo el "Modelo de estudiante" para el sistema, según los criterios de la propuesta referida en Mendoza Moreno *et al.* (2013, pp. 51-60) (mayores precisiones del proceso investigativo desde la perspectiva del Modelo de Estudiante pueden encontrarse en Mendoza M. *et al.* (2014, pp. 121-129).

La arquitectura general, tal como se muestra en la Figura 1, integra tres (3) sub-sistemas:

- Un servicio que provee la gestión del diagnóstico de EA, que a su vez hace uso de un servidor que actúa como repositorio de instrumentos de diagnóstico de un conjunto de EA, dicho repositorio cuenta con un conjunto de archivos XML, cada uno con una estructura estándar, la cual permite a un script en PHP (Preprocesador de Hipertexto, Hypertext Preprocessor) mapear el instrumento correspondiente a un instrumento de diagnóstico de EA y, posteriormente, entrega la información procesada también en formato XML al servicio para darle persistencia.
- Por otra parte se cuenta con el servicio de recomendación basado en EA, el cual a partir de la información de un estilo diagnosticado y de metadatos de los recursos disponibles en un EVA, retorna la lista de recursos con la novedad de ser jerarquizados y ponderados en correspondencia con la acción de una red bayesiana diseñada, como una recomendación de uso para cada estudiante.
- Finalmente, este conjunto de servicios y repositorio deben ser integrables por cualquier EVA capaz de usar servicios web que utilicen el Protocolo Simple de Acceso a Objetos (Simple Object Access Protocol- SOAP), pero en este caso particular se representa a Moodle™ (Moodle, 2014). Para este proyecto se desarrollaron dos (2) extensiones de tipo bloque, que permiten apreciar la integración de los dos servicios anteriores y el repositorio de instrumentos.

Operativamente, el bloque Moodle™ inicialmente debe ser configurado para establecer la comunicación con el servicio. Posteriormente, el docente debe solicitar un diagnóstico de EA para sus estudiantes, haciendo uso de una simple adición de actividad (conforme a la funcionalidad del entorno Moodle™). El bloque se comunicará con el servicio de diagnóstico y este a su vez le retornará un enlace que le permitirá a cada estudiante procesar el diagnóstico de su estilo. Para el bloque de recomendación, el docente debe indicar cuál diagnóstico de los solicitados (existe la posibilidad de uso de ocho debidamente contextualizados) desea que se utilice para realizar la recomendación a sus estudiantes y, además, debe completar un etiquetado (metadatos) del material académico que provee en el curso. Una vez que el docente ha realizado esta tarea, solo queda que el estudiante complete el instrumento para su diagnóstico de estilo de aprendizaje. En adelante, el estudiante podrá utilizar el bloque de recomendación para ver sus recursos y/o actividades catalogados

por el sistema de puntuación de cinco estrellas (empleado como metáfora para la jerarquización) de cada tema o sección en particular.



Figura 1. Arquitectura general del sistema

En el proceso de diseño e implementación se realizó un análisis para determinar los requisitos del sistema, se planteó la arquitectura general expuesta en la Figura 1. En esta fue seleccionado Moodle™ (Moodle, 2014) como EVA para hacer las pruebas de integración de los servicios derivados de este trabajo. A pesar que se pueden encontrar más de 40 EVA disponibles entre gratuitos y privativos, cada uno con sus fortalezas y debilidades, se seleccionó Moodle™ debido a las siguientes características: amplio uso a nivel mundial, sin cargos por licenciamiento, soporte a múltiples idiomas, flexible y personalizable, robusto, seguro y, sobre todo, modular, lo que significa que permite extender sus funcionalidades mediante plugins. Además el grupo investigador cuenta con experiencia de uso, administración y desarrollo de tal recurso, lo que permitía prever que la curva de aprendizaje para desarrollar extensiones sobre esta plataforma podría ser menor con respecto a otras.

En cuanto al desarrollo de los servicios web se seleccionó el lenguaje de programación Java sobre el Entorno Integrado de Desarrollo (Integrated Development Environment- IDE) NetBeans, en este IDE se pueden desarrollar servicios web de dos formas principalmente, JAX-WS (API de Java para XML, Java API for XML Web Services) y JAX-RS (API de Java para Servicios Web tipo REST, Java API for RESTful Web Services), el primero se basa en SOAP, mientras que el segundo en REST (Estado de Representación de la Transferencia, Representational State Transfer), siendo los dos enfoques destacados para interactuar en la red con servicios web. Una de las razones por las que se seleccionó JAX-WS es por la alta probabilidad que se necesitara establecer un contexto cuando un EVA (en este caso Moodle™) interactuara con el servicio. Otras razones se muestran en el comparativo SOAP vs REST, en Castillo *et al.* (2011, p. 6). Por otra parte se empleó el Sistema Manejador de Base de Datos (Data Bases Management System- DBMS) MySQL por ser libre y por su reconocido desempeño en entornos web, este DBMS se usó para dar persistencia a la información de los EVA que se conectan al servicio y almacenar los resultados del diagnóstico para los usuarios que completen algún instrumento.

Para el repositorio de instrumentos se usó el servidor PHP Hypertext Preprocessor, este repositorio contiene por cada instrumento de diagnóstico, un archivo XML con una estructura específica. Este XML le permite a un script en PHP generar el formulario o cuestionario, existiendo por cada instrumento otros dos scripts,

uno que da formato a los resultados del instrumento y los envía al servicio de diagnóstico y otro que es capaz de tomar los resultados de un diagnóstico y generar una imagen que sirve como interpretación gráfica de los EA diagnosticados. La Figura 2 muestra un caso de resultados del sistema, según el ILS del modelo referido por Felder y Solomon (Richard M Felder *et al.*, 1999), en correspondencia con las definiciones del modelo, instrumento y proceso de diagnóstico científicamente validado.

Diagnósticos actuales para este curso					
Apellido	Nombre	Fecha diagnóstico	Resultado Estilo de Aprendizaje		Acción
ZAMBRANO LASSO	ANDREA CRISTINA	lunes, 17 de marzo de 2014, 08:18	ACT/REF: 1a SEN/INT: 7a VIS/VER: 1a SEC/GLO: 5b	Tu estilo de aprendizaje es: Equilibrado entre Activo y Reflexivo Más Sensitivo que Intuitivo Equilibrado entre Visual y Verbal Más Global que Secuencial Para conocer más sobre su estilo clic aquí	
VELASCO MORALES	ANDRES FERNANDO	lunes, 17 de marzo de 2014, 07:47	ACT/REF: 3b SEN/INT: 3b VIS/VER: 9a SEC/GLO: 1a	Tu estilo de aprendizaje es: Equilibrado entre Reflexivo y Activo Equilibrado entre Intuitivo y Sensitivo Mucho más Visual que Verbal Equilibrado entre Secuencial y Global Para conocer más sobre su estilo clic aquí	
VEGA GOMEZ	YEISON FERNANDO	lunes, 17 de marzo de 2014, 08:03	ACT/REF: 3a SEN/INT: 1b VIS/VER: 7a SEC/GLO: 1a	Tu estilo de aprendizaje es: Equilibrado entre Activo y Reflexivo Equilibrado entre Intuitivo y Sensitivo Más Visual que Verbal Equilibrado entre Secuencial y Global	

Figura 2. Resultado de diagnóstico ILS.

Finalmente, para el servicio web de recomendación se utilizaron las redes bayesianas en lugar de lógica difusa, ya que las primeras permitían dar una mejor representación de las múltiples variables que intervenían, como los recursos y actividades que se encontraban disponibles en el EVA y que se recibían mediante metadatos, y por otra parte, los EA diagnosticados que en este caso actúan como las variables causales de la preferencia por ciertos recursos o actividades, dependiendo del estilo o EA prevalentes. Para la implementación de las redes bayesianas se usó el paquete Elvira (J. Díez, 2005) ya que se encuentra desarrollado en Java, lo que facilitaba su integración con el servicio web.

Como se expresa en Solís *et al.* (2012, p. 199), la construcción de una red bayesiana comprende básicamente tres tareas:

- Identificación de las variables (nodos) y de sus estados.
- Identificación de las relaciones (aristas) entre las variables.
- Obtención de las probabilidades asociadas a cada nodo del grafo.

Siguiendo estas tareas, se creó una red bayesiana en correspondencia a cada modelo de EA, se tuvo en cuenta en primer lugar las variables que identifican cada uno de los estilos de cada modelo, y en segundo lugar las relaciones que se podían establecer entre dichos estilos y las características de los recursos (estas características son las que se etiquetan con metadatos en Moodle™) para posteriormente identificar y ponderar sus relaciones. Después de explorar cada uno de los modelos durante la investigación documental, las características a mapear de los recursos se concentraron en tres categorías a saber: formato de preferencia, contenido de preferencia y modalidad de preferencia. Cada característica representando un nodo y cada nodo con sus atributos, por ejemplo para formatos se contemplaba: texto, imagen, audio, video, aplicación,

más texto que imágenes y más imágenes que texto, en correspondencia con lo especificado en el estándar LOM (Metadatos para Objetos de Aprendizaje, Learning Object Metadata) (IEEE, 2002).

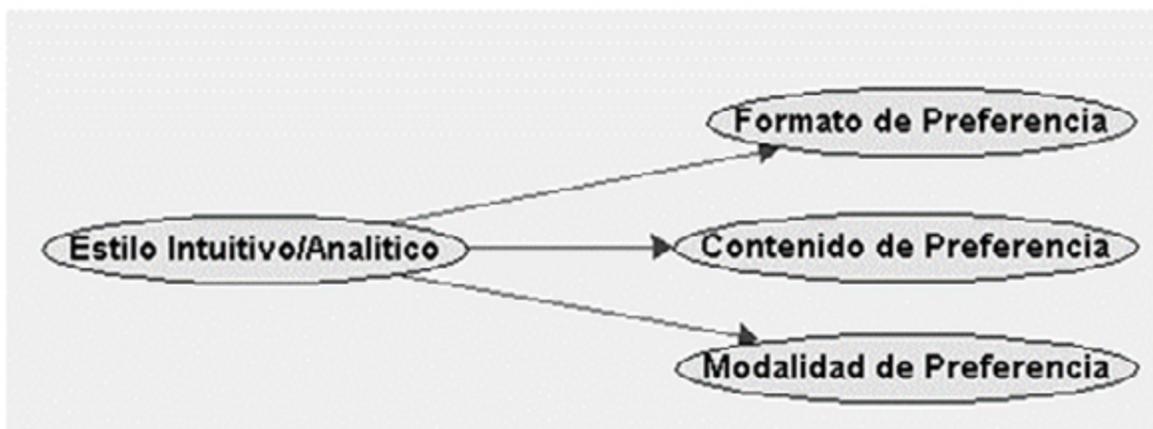


Figura 3. Ejemplo red bayesiana CSI de Allison y Hayes.

Basados en la documentación que soporta cada uno de los EA y sus características, se llegó a catalogar la relación de preferencia de cada estilo con cada uno de los atributos de las características de recurso, con las que el estilo tuviera una relación, por ejemplo en el CSI, se pudo relacionar cada estilo con todas las características, como se muestra en la Figura 3. A continuación la Tabla 3 muestra la ponderación para el caso de los estilos diagnosticados con el CSI de Allinson y Hayes y la modalidad de uso o interacción con el recurso, donde N = Nivel (A= Alto, M=Medio, B=Bajo) y P = Puntaje (Valor entre 0 y 1). (Ejemplos para modalidad: documento de lectura es un recurso individual y foro es un recurso grupal).

Tabla 3. Ejemplo ponderación estilos del CSI y modalidad de uso del recurso.

Modalidad vs Estilos CSI										
Modalidad	analítico	casi analítico	Adaptable	casi intuitivo	Intuitivo					
	N	P	N	P	N	P	N	P	N	P
Individual	A	0.8	M	0.7	M	0.5	B	0.3	B	0.2
Grupal	B	0.2	B	0.3	M	0.5	M	0.7	A	0.8

El proceso de evaluación del sistema consistió en dos partes fundamentales, la primera fue producto de las pruebas internas y la segunda, de las pruebas en producción. Las primeras orientadas a la erradicación de errores mediante pruebas unitarias y corrección constante a los componentes del sistema y la segunda con usuarios reales.

En cuanto a las pruebas internas, el proceso durante cada una de las dos iteraciones transcurrió en diseñar, probar y corregir constantemente, guiado con las pruebas unitarias; dicho proceso culminó satisfactoriamente cuando cada prueba unitaria no reportó errores por solventar.

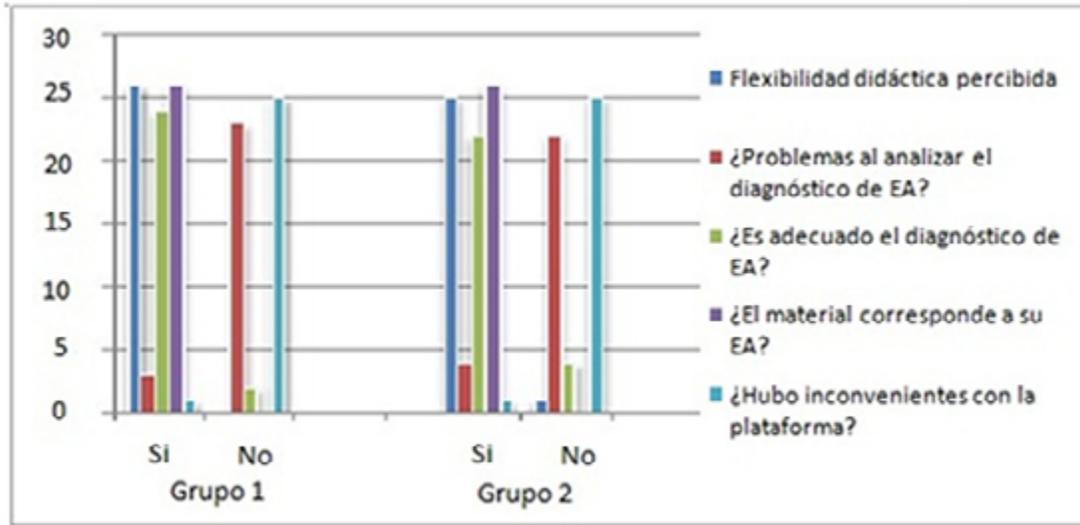
La prueba del sistema en producción se aplicó a 52 estudiantes de dos cursos de Metodología de la Investigación de la Universidad del Cauca y sus respectivos docentes, tal como fue precisado previamente. Se realizó durante dos sesiones, cada sesión con un tema diferente. Para la puesta en marcha de la prueba se necesitaron:

- Dos guías, una para el docente y una para los estudiantes, con el fin de que identificaran el funcionamiento de las extensiones.
- Recursos de aprendizaje para los dos temas, cada recurso con diferentes formatos, tipos de contenido y modalidad de uso, incluso si trataban el mismo tema o subtema, para poder verificar diferencias en las recomendaciones.
- Dos encuestas, una para docentes y otra para estudiantes, desarrolladas cada una con siete preguntas (para el caso de docentes, guiadas a la verificación de la conformidad de la plataforma y su acción adaptativa, con tipos de preguntas específicas: cuatro Si/ No, dos de selección en Escala Likert (Elejabarrieta & Iñiguez, 2010, pp. 25-43) y una abierta. Para el caso de estudiantes, guiadas a la revisión del ejercicio académico y la integridad de los servicios integrados en la plataforma, con preguntas específicas tipificadas de la siguiente manera: tres preguntas abiertas, dos de selección en escalas Likert y dos Si/ No. Estas encuestas pretendían: detectar la consistencia de la solución implementada e identificar el nivel de satisfacción y uso con respecto al estilo de aprendizaje diagnosticado y los materiales recomendados.

Inicialmente se le presentó al docente la debida documentación respecto a las características de los modelos de EA disponibles en la plataforma (haciendo uso de material específicamente diseñado), con el objetivo de que seleccionara el más adecuado para usar con sus estudiantes; el resultado para la prueba en producción fue la selección del modelo de Felder y Silverman.

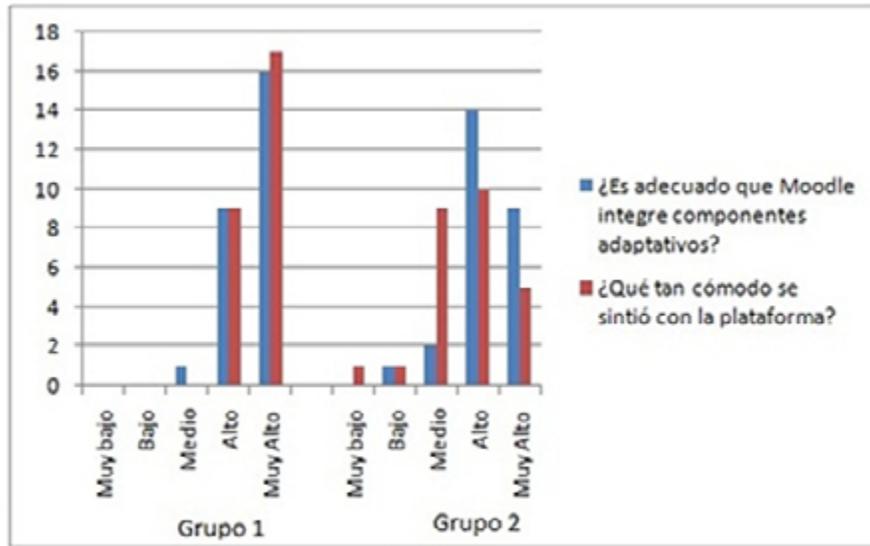
Cada estudiante diligenció el instrumento de diagnóstico, como una actividad integrada al entorno Moodle™ de su curso, para continuar explorando las recomendaciones de recursos de acuerdo al estilo que le fue diagnosticado. Adicionalmente al final de cada sesión se dejaron talleres con el objetivo de que el docente pudiera evaluar el desempeño de sus estudiantes. Al término de la última sesión se les solicitó a los estudiantes y al docente completar la encuesta.

Los resultados indicaron un grado significativamente alto de satisfacción de los estudiantes con el uso de las extensiones para el diagnóstico de EA y la recomendación de recursos recibida de acuerdo a su estilo. Aunque algunos manifestaron que varias preguntas del instrumento les habían resultado complicadas o confusas, la gran mayoría se manifestó conforme tanto con el estilo diagnosticado como con el entorno del sistema con el que interactuó. La Figura 4 (a) refleja los resultados inspeccionados en la población respecto al efecto de la adaptación alcanzada a partir del diagnóstico de EA, mientras que la Figura 4 (b) muestra el resultado del efecto integral del sistema desarrollado.



(a)

Figura 4 (a). Resultados de encuesta a estudiantes respecto a EA.



(b)

Figura 4 (b). Resultados de encuesta a estudiantes respecto al sistema.

Discusión

A partir de los resultados, es posible establecer que se ha desarrollado una solución tecnológica con las siguientes características:

- Un repositorio de EA que incluye ocho (8) instrumentos, cada uno de ellos respaldado por su modelo teórico, instrumento debidamente validado y proceso de diagnóstico definido por sus creadores.
- Un servicio web para la aplicación y diagnóstico de EA multi-modelo que puede ser accedido de manera individual o invocado por módulos diseñados para cada EVA en particular.
- Un módulo que provee la interfaz y lógica de comunicación hacia el servicio web de diagnóstico de EA, desarrollado como bloque específicamente para Moodle™.
- Ocho (8) redes bayesianas diseñadas para operar en correspondencia con cada uno de los EA detectados y sus valoraciones de diagnóstico.
- Un servicio web para la recomendación de materiales educativos para cada estudiante, que hace uso de la respectiva red bayesiana.
- Un módulo que provee la interfaz y lógica de comunicación hacia el servicio web de recomendación de materiales educativos, desarrollado como bloque específicamente para Moodle™.
- Un módulo de despliegue de los diagnósticos de EA personalizados a cada estudiante, desarrollado específicamente para Moodle™.
- Un módulo de despliegue de resultados de diagnóstico de EA generados para cada estudiante, para el docente.
- Un módulo de despliegue de resultados de recomendaciones de materiales educativos generadas para cada estudiante, para el docente.

Por lo anterior, se considera que con este artículo se realizan los siguientes aportes, derivados de la investigación:

- Un nuevo conjunto de recursos informáticos para la comunidad de los EVA.
- La posibilidad de desacoplar del EVA la funcionalidad diagnóstica de EA, lo que conlleva la característica de la flexibilidad e independencia de la plataforma, por medio del uso de los servicios web, que pueden ser accedidos de manera directa o mediada por interfaces específicas para distintos EVA.
- El proceso de identificación y selección de los modelos de EA que finalmente condujo a su implementación tecnológica como recursos web, respetando sus definiciones conceptuales, de instrumento y procesos de diagnóstico especificados por sus creadores.
- El desarrollo de los bloques de visualización y comunicación con los servicios web, que puede constituirse en un aporte a la comunidad de usuarios de la plataforma Moodle™.
- Demostración de la viabilidad de dinamizar procesos adaptativos (personalización) en plataformas EVA destacadas. Para tal fin la adaptación permitió proveer diferenciación de materiales educativos entre los estudiantes, en correspondencia con el estilo de aprendizaje diagnosticado.

La aplicación al grupo de estudiantes en un entorno educativo real permitió reconocer el grado de satisfacción respecto a los materiales recomendados a cada estudiante. Vale la pena aclarar que los procesos de interoperabilidad entre la plataforma EVA y los servicios web fueron transparentes al usuario final, de manera que al término los estudiantes, siguiendo el diseño instruccional definido por el docente, usaron los materiales educativos que les proveía la misma plataforma. La evaluación que realizó el docente a sus estu-

diantes para determinar el grado de aprehensión de la lección, resultó siendo satisfactoria en el sentido que independientemente de los materiales empleados, los estudiantes alcanzaron los objetivos cognitivos en un porcentaje superior al 75%. Este hecho respalda positivamente la efectividad del proceso de diagnóstico de EA empleado en la investigación.

Vale la pena poner en consideración de la comunidad científica la posibilidad de replicar este proceso, de forma que distintos estudiantes puedan efectivamente obtener recursos para soportar su proceso cognitivo de manera personalizada, lo que hipotéticamente permitirá alcanzar un esquema didáctico más inclusivo y consecuente con las necesidades reales de cada estudiante.

Conclusiones

La solución tecnológica producto de la investigación refiere la implementación de múltiples modelos por medio de ocho instrumentos de diagnóstico específicos. La selección de tales instrumentos es el resultado de un proceso en el que de manera rigurosa era necesario contar con: el respaldo teórico del modelo que lo soporta, la definición explícita del respectivo instrumento, la definición explícita del proceso de diagnóstico (definición e interpretación del estilo) y la identificación de estudios robustos que respaldaran la consistencia y validez. Estos criterios fueron fundamentales, debido a que en las pretensiones investigativas no estaba derivar métodos alternativos para el diagnóstico de EA, sino su implementación tecnológica para tratar la hipótesis del uso de servicios web para desacoplar funcionalidades de los EVA, particularmente en lo relacionado con EA, y en tal sentido se requería contar con instrumentos y procesos fiables.

Este trabajo investigativo clarifica la viabilidad de que los EVA amplíen su funcionalidad hacia los procesos adaptativos para sus usuarios, ya que históricamente han estado centrados exclusivamente en la gestión y provisión de materiales instruccionales. Desde la perspectiva pedagógica, este hecho tendrá amplias repercusiones, debido a que se demuestra que las soluciones tecnológicas son cada vez más inclusivas y complementarias a actividades propias del docente, como lo son el planeamiento didáctico, la definición de materiales educativos y el diseño de rutas instruccionales.

Es importante destacar que ni el instrumento, ni los procesos de diagnóstico de EA relacionados a cada uno de los modelos seleccionados fueron alterados en el transcurso investigativo, debido a que estos eran pieza fundamental para construir las redes bayesianas y así generar una adecuada interpretación de las preferencias de aprendizaje del estudiante para derivar la respectiva recomendación de materiales instruccionales. Ahora bien, es conocido que el diseño de redes bayesianas se fundamenta ya sea en el entrenamiento por medio de conjuntos de datos (data sets) o por medio de la definición por expertos; ante la ausencia de los primeros, se considera que el diseño ceñido al proceso diagnóstico de cada instrumento corresponde al segundo tipo.

Los resultados del presente trabajo tienen un especial impacto en las ciencias de la educación al proponer una solución en forma de servicios web que permite a múltiples sistemas de educación virtual contar con instrumentos y procesos de diagnóstico de EA rigurosamente validados, además con una recomendación de recursos y actividades basada en dicho diagnóstico. También se tiene el aporte de dos extensiones para Moodle™ que permiten usar los servicios desarrollados. Por otra parte los docentes cuentan a través de estos productos software con un mecanismo que les permite orientar mejor sus cursos, favoreciendo los procesos de enseñanza-aprendizaje.

La investigación ha permitido demostrar que en correspondencia con la teoría, los EA permiten identificar la proclividad del estudiante hacia ciertas preferencias de aprendizaje y a partir de ello diseñar estrategias didácticas para beneficiar su proceso formativo. Sin embargo, el diagnóstico de los EA no puede definir taxativamente un estilo en particular, desvirtuando cualquier posible relación con otro. Por lo anterior, se considera como un acierto investigativo haber empleado las redes bayesianas para interpretar los niveles de pertenencia del estudiante a cada uno de los elementos caracterizados en cada estilo y emplearlos para derivar la lógica de recomendación de materiales instruccionales.

El diagnóstico de los EA generó efectos positivos en el grupo de estudiantes, de manera que tanto los materiales como la ruta instruccional que les proveyó la plataforma EVA fueron tratados y asimilados adecuadamente, en correspondencia con los resultados evaluados por el docente. Así como fue referido teóricamente, al permitir los EA identificar tendencias de desempeño de los estudiantes en correspondencia con el material que se les provee, es posible incrementar la satisfacción que a su vez conduce a mejores resultados académicos. Desde la perspectiva didáctica, este hecho tiene un gran valor pues se dinamiza el proceso de aprendizaje por medio de la personalización centrada en el estudiante. Sin embargo, es necesario aplicar el sistema con una mayor cantidad de usuarios, para generalizar los hallazgos.

Técnicamente, se ha demostrado que los servicios web son un adecuado mecanismo para desacoplar funcionalidades comunes a los diferentes entornos virtuales de aprendizaje, haciendo que su arquitectura se convierta en distribuida y se aproveche la funcionalidad de tales servicios dispuestos a proveer su operación a distintas plataformas que así lo requieran, guiadas por un estándar en la comunicación.

A partir de los conceptos propios de la pedagogía centrada en el estudiante, se establece que, mientras que un sistema de aprendizaje cuente con más información respecto a tal estudiante y que esta se use para favorecer el proceso de adaptación, se estará alcanzando mayor eficiencia. De esta manera, es importante destacar que resulta interesante tomar ventaja de los productos alcanzados y diseñar procesos adaptativos centrados en mayores características del estudiante, adicionales a los EA. Este hecho está siendo atendido por la investigación de la Universidad del Cauca denominada "Marco de Referencia para la Elaboración de Modelos de Estudiante en Sistemas Adaptativos de Aprendizaje", de la cual se ha derivado este producto.

Durante la exploración de Moodle™ para las pruebas, se realizó un aporte sobre el proyecto DASIS (Dynamic Addressee Specific Information System), específicamente en el bloque Navigation web (internamente nombrado semantic_web) en el repositorio github del autor (Scherl, 2013).

La investigación descrita ha usado las redes bayesianas como técnica de razonamiento aproximado para la recomendación adaptada de materiales educativos a los estudiantes adscritos a un entorno EVA, esto abre la posibilidad de promover nuevas investigaciones tendientes a emplear otros tipos de técnicas, de manera que sea posible evidenciar la eficiencia y pertinencia de uso, lo que redundará en una mejor estructura funcional de los entornos de aprendizaje.

En el estudio, y particularmente en el diseño de la red bayesiana, hubiese resultado útil contar con data sets para entrenarla, pero desafortunadamente fue difícil hallarlos, de manera que como trabajo futuro resulta importante constituir datos que incluyan grupos, docentes, estudiantes, modelos aplicados y diagnósticos alcanzados, uso de recursos e interacción con la plataforma de aprendizaje, a su vez integrar herramientas para la captura masiva de esta información y la aplicación de otras técnicas de razonamiento aproximado para la recomendación.

Es innegable el interés por mejorar los EVA y en tal sentido se hace necesario como trabajo futuro considerar procesos estándar para unificar desarrollos y posteriormente configurar su aplicación de manera que puedan ser fácilmente integrables (interoperables). Lo anterior con el fin de que cualquier desarrollador pueda hacer agregaciones y así incrementar las prestaciones sin afectar a los demás entornos que los usan.

Referencias

- Beck, K. (1999). *Extreme Programming Explained: Embrace Change* (US ed ed.). pp. 224: Addison-Wesley Professional.
- Brusilovsky, P. (2003). *Developing adaptive educational hypermedia systems: From design models to authoring tools. Authoring tools for advanced technology learning environment*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, pp. 377-409.
- Castillo, P. A., *et al.* (2011). SOAP vs REST: Comparing a master-slave GA implementation. arXiv:1105.4978 [cs], pp. 6.
- Cobos, C., *et al.* (2007). Learning management system based on SCORM, agents and mining. Paper presentado en Proceedings of the 8th international conference on Web information systems engineering.

-
- Chen, J., & Lu, Q. (2008). A Complex Adaptive E-Learning Model Based on Semantic Web Services. Knowledge Acquisition and Modeling, 2008. KAM '08. International Symposium on, pp. 555-559.
- Díez, F. J. (2005). Introducción al razonamiento aproximado. In UNED (Eds.)pp. 155). Disponible en <http://www.ia.uned.es/~fj-diez/libros/razaprox.pdf>
- Díez, J. (2005, 2014/03/06/13:50:40). Elvira. Retrieved 2014/03/06/13:50:40, Recuperado de <http://www.ia.uned.es/~elvira/>
- Dillenbourg, P., et al. (2002). Virtual Learning Environments. Paper presentado en 3rd Hellenic Conference "Information & Communication Technologies in Education", Rhodes, Greece.
- DNegri, C., & De Vito, E. L. (2006). Introducción al razonamiento aproximado: Lógica Difusa. *Revista Argentina de medicina respiratoria*, 14, pp. 128-130.
- Dorça, F. A., et al. (2013). Comparing strategies for modeling students learning styles through reinforcement learning in adaptive and intelligent educational systems: An experimental analysis. *Expert Systems with Applications*, 40(6), pp. 2092-2101.
- Elejabarrieta, F., & Iñiguez, L. (2010). Construcción de escalas de actitud, tipo Thurstone y Likert. *La Sociología en sus escenarios*(17), pp. 25-43.
- Felder, R. M., & Silverman, L. K. (1988). Learning styles and teaching styles in engineering education [Electronic Version]. Paper presentado en *Engr. Education*. Recuperado de <http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/Papers/LS-1988.pdf>
- Felder, R. M., et al. (1999). Index of learning styles (ILS). North Carolina State University.
- Graf, S., & Liu, T.-C. (2008, 2008). Identifying Learning Styles in Learning Management Systems by Using Indications from Students' Behaviour.
- Hsu, C.-C., et al. (2010). Modeling Personalized Learning Styles in a Web-Based Learning System. In Z. Pan, A. Cheok, W. Müller, X. Zhang & K. Wong (Eds.), *Transactions on Edutainment IV* (Vol. 6250, pp. 12-21): Springer Berlin Heidelberg.
- Huang, A. F. M., et al. (2012). The success of ePortfolio-based programming learning style diagnosis: Exploring the role of a heuristic fuzzy knowledge fusion. *Expert Systems with Applications*, 39(10), pp. 8698-8706.
- Huang, B., & Zhao, W. (2009, 2009). SOA Solution of Adaptive Learning System in Semantic Learning Web.
- IEEE. (2002, 2014/02/25/16:51:52). IEEE LTSC | WG12 | Final LOM Draft Standard. Retrieved 2014/02/25/16:51:52, Recuperado de <http://ltsc.ieee.org/wg12/20020612-Final-LOM-Draft.html>
- Keefe, J. W. (1988). Profiling and utilizing learning style (pp. 12-14): National Association of Secondary School Principals.
- Kelly, D., & Tangney, B. (2006). Adapting to intelligence profile in an adaptive educational system. *Human Factors in Personalised Systems and Services*, 18(3), pp. 385-409.
- Kolb, A., & Kolb, D. (2012). Kolb's Learning Styles. In N. Seel (Ed.), *Encyclopedia of the Sciences of Learning* (pp. 1698-1703): Springer US.
- Kontio, J. (2001). *Software Engineering Risk Management: A Method, Improvement Framework and Empirical Evaluation*. Helsinki University of Technology, Helsinki, Finland.
- López Puga, J., et al. (2007). Las redes bayesianas como herramientas de modelado en psicología. *Anales de Psicología*, 23(2), pp. 10.
- Mendoza M., M. A. (2012). *Categorización de elementos para conformar modelos de estudiante en sistemas adaptativos de aprendizaje*. Popayán, Colombia: Universidad del Cauca.
- Mendoza M., M. A., et al. (2014). Personalización en LMS a partir de un Modelo Integral de Estudiante: un Caso de Implementación Tecnológica. *Revista Ingeniería e Innovación*, 2(1), pp. 121-129.
- Mendoza Moreno, M., et al. (2013). Focus Group como Proceso en Ingeniería de Software: Una Experiencia desde la Práctica. *Dyna*, 80(181), pp. 51-60.

- Moodle, C. (2014, 2014/03/04/14:34:10). Acerca de Moodle - MoodleDocs. Retrieved 04/03/2014, Recuperado de http://docs.moodle.org/all/es/Acerca_de_Moodle
- Morales M., C. A. (2008). Estado del arte: Servicios Web. Universidad Nacional de Colombia, Bogota, 9. Recuperado de <http://www.bivica.org/upload/doc1.pdf>
- Morales R., A., *et al.* (2013). Relación entre estilos de aprendizaje, rendimiento académico y otras variables relevantes de estudiantes universitarios. *Revista Estilos de Aprendizaje*, 11, pp. 151.
- Ramírez, A. M., *et al.* (2013). Relación entre estilos de aprendizaje, rendimiento académico y otras variables relevantes de estudiantes universitarios. *Revista Estilos de Aprendizaje*, 11, pp. 151-166.
- Rivera U., J. M., & Betancourt A., J. J. (2009). SRPP 1.0 – Sistema Web de Recomendación de Patrones Pedagógicos Basado en Técnicas de Minería de Datos y Ontologías. Universidad del Cauca, Popayán.
- Scherl, A. (2013, 2014/03/06/15:12:41). AndreScherl/semantic_web · GitHub. Recuperado de https://github.com/AndreScherl/semantic_web
- Serrano, C. (2005). Modelo Integral para el Profesional en Ingeniería. In Universidad_del_Cauca (Eds.) Disponible en <http://www.unicauca.edu.co/~cserrano>
- Solís, J. P. S., *et al.* (2012). Tesis: Agente selector de estrategias de enseñanza-aprendizaje para la educación basada en competencias. Instituto Tecnológico de Cd. Madero, México.
- van_Velsen, L., *et al.* (2009). User-centered Evaluation of Adaptive and Adaptable Systems. Faculty of Behavioural sciences, Institute for Behavioural Research. Department of Technical and Professional Communications, pp. 5.
- VanLehn, K. (1988). Student modeling. *Foundations of intelligent tutoring systems*, pp. 55-78.
- W3C-Consortium. (2004, 11 de febrero de 2004). Web Services Architecture. Recuperado de <http://www.w3.org/TR/ws-arch/#whatis>
- Weibelzahl, S. (2003). Evaluation of Adaptive Systems. University of Trier.