

Método para la selección de objetos de aprendizaje a partir de características cognitivas del estudiante

Julián Moreno¹², Demetrio Ovalle¹, Rosa Vicari²

¹Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín
Medellín, Colombia

²Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
Porto Alegre, Brazil

{jmoreno1,dovalle}@unal.edu.co, rosa@inf.ufrgs.br

Resumen. Considerando la acogida que dentro de la comunidad de Educación a Distancia están teniendo los Objetos de Aprendizaje para la presentación de contenido educativo, así como la importancia de incorporar características cognitivas del estudiante dentro del proceso de enseñanza / aprendizaje, en este artículo se presenta un método genérico para mapear ambas cuestiones. Tal método es fácilmente implementable en cursos virtuales y que no sufre la maldición de dimensionalidad de la que son víctimas otras aproximaciones al intentar abarcar múltiples componentes de adaptación.

Abstract. Considering that within Distance Education, Learning Objects are having a great acceptance for educational content presentation purposes, as well as the importance of incorporating student cognitive features into the learning/teaching process, in this paper a generic method to match both issues is presented. Such a method is easily implementable in virtual courses and does not suffer the dimensionality curse that other approaches have when trying to embrace multiple adaptation components.

Resumo. Considerando a acolhida que dentro da comunidade da Educação a Distância estão tendo os Objetos de Aprendizagem para a apresentação de conteúdo educativo, assim como a importância de incorporar características cognitivas do estudante dentro do processo de ensino / aprendizagem, neste artigo se apresenta um método genérico para mapear ambas questões. Tal método é facilmente implementável em cursos virtuais livre do problema da dimensão que são vítimas outras aproximações ao tentar abarcar múltiplos componentes de adaptação.

1. Introducción

Uno de los problemas que enfrenta la Educación a Distancia (EaD) y más específicamente los llamados cursos virtuales, estén o no estos embebidos dentro de un Ambiente Virtual de Aprendizaje (AVA), es que en muchos casos el contenido que es presentado a los estudiantes no tiene en consideración sus características propias, siendo esta una de las principales causantes de desmotivación. Como se menciona en [Karampiperis & Sampson 2005], los cursos virtuales son testigos de altas tasas de evasión debida precisamente a que los estudiantes se sienten insatisfechos con cursos

que no los motivan. Este fenómeno, como se afirma en [Stewart et al. 2005] se debe al enfoque “*one size fits all*”, o de homogenización, que la mayoría de los desarrolladores utilizan. Esto lleva a que dichos cursos brinden la misma experiencia de aprendizaje estática a todos los estudiantes, desconociendo factores como conocimiento previo, preferencias, objetivos, perfil cognitivo, entre otros.

Para resolver este problema, diferentes aproximaciones que van desde los Sistemas Hipermedia Educativos (SHE) hasta los Sistemas Tutoriales Inteligentes (STI) han intentado incorporar un aspecto clave en el proceso de desarrollo de cursos: la adaptatividad. Este término que no debe confundirse con adaptabilidad, referida como la capacidad de un sistema de ser personalizado de manera explícita según un conjunto de preferencias, significa que el sistema se adapta por sí mismo a las características del usuario.

En [Knutov et al. 2009] se plantea una serie de preguntas que explican el proceso de adaptación en este tipo de sistemas, entre las que se encuentran: ¿Por qué se requiere de adaptación?, ¿Qué se puede adaptar?, ¿A qué se puede adaptar? y ¿Cómo puede lograrse la adaptación? La respuesta a la primera pregunta ya fue esbozada al inicio de esta sección, refiriéndose a la necesidad de reconocer las particularidades de cada estudiante para facilitar su proceso cognitivo. La segunda pregunta tiene varias respuestas, siendo de interés una en particular: el contenido educativo a ser presentado. Otras posibilidades como la navegación y la evaluación de conocimientos, aunque son también objeto de estudio, se encuentran por fuera del alcance de este artículo. La tercera pregunta se refiere precisamente a las características que deben considerarse para la adaptación, mientras que la cuarta tiene que ver con los métodos que pueden emplearse para llevar a cabo el proceso de adaptación como tal.

Como una alternativa de respuesta para las tres últimas preguntas, el resto de este documento está organizado de la siguiente manera. En las dos siguientes secciones se describe el marco conceptual abordado para el desarrollo de este trabajo, más específicamente, en la sección 2, Objetos de Aprendizaje (OAs) para encapsular el contenido educativo (segunda pregunta) y, en la sección 3, el perfil cognitivo del estudiante como característica de adaptación (tercera pregunta). En la sección 4 se hace una breve recopilación de trabajos relacionados en los que se abordan esos dos conceptos, mientras que en la sección 5 se describe el método de esta propuesta (cuarta pregunta). Finalmente en la sección 6 se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

2. Objetos de aprendizaje

Si bien hay muchas definiciones de lo que puede ser un OA, de una manera muy concisa puede decirse que es cualquier recurso digital empleado de manera simple o compuesta para soportar el proceso de enseñanza/aprendizaje y que puede ser reutilizado. Una metáfora muy común empleada para definir los OA y ampliar esta definición es que pueden entenderse como piezas de LEGO: pequeñas piezas de instrucción (LEGOs) que pueden ser ensambladas entre sí en alguna estructura instruccional más grande (por ejemplo un castillo) y luego ser reusadas en otras estructuras (por ejemplo una nave espacial).

Esta analogía, aunque es muy ilustrativa, tiene los siguientes problemas conceptuales que entran en conflicto con las propiedades de los OA [Wiley 2001]: a)

cualquier bloque de LEGO puede ser combinable con cualquier otro; b) los bloques de LEGO pueden ser ensamblados de cualquier manera; c) los bloques de LEGO son tan simples que incluso un niño pueden combinarlos. Considerando estos problemas, este mismo autor propone al átomo como una nueva metáfora para los OA: un átomo es algo pequeño que puede ser combinado y recombinado para formar estructuras más grandes. Esta metáfora es más acorde con las propiedades de los OA: a) no todo átomo puede ser combinado con otros átomos; b) los átomos solo pueden ser ensamblados entre sí en ciertas estructuras dependiendo de su propia estructura interna; c) Algún entrenamiento es requerido para combinar átomos. Estas propiedades en resumen quieren decir que la estructuración de contenido educativo a partir de OA es posible siempre y cuando exista un diseño instruccional apropiado de por medio.

Otra característica fundamental de los OAs es que pueden ser descritos a través de metadatos que facilitan su administración. Dichos metadatos pueden ser definidos por medio de estándares siendo el más conocido LOM (Learning Object Metadata) de la IEEE [IEEE 2002]. También existen diversas iniciativas, conocidas como especificaciones, que procuran capturar un consenso entre investigadores resumiendo o extendiendo ciertos aspectos de un estándar ya existente. Entre ellos, uno de las más conocidas es Dublin Core [Powel et al. 2007] reconocida por su simplicidad. Una lista de iniciativas particulares para regiones específicas, países, centros de investigación o universidades, se presenta en la tabla 1.

Tabla 1. Listado de iniciativas para metadatos de OAs

Nombre	Comunidad	URL
Dublin Core	Internacional	http://dublincore.org
UK LOM Core	United Kingdom	http://metadata.cetis.ac.uk
CanCore	Canadá	http://cancore.athabascau.ca
ANZ-LOM	Australia y Nueva Zelandia	http://www.thelearningfederation.edu.au
OBBA	Brasil	http://www.portalobaa.org
NORLOM	Noruega	http://www.jtu.no/no/NSSL
ISRACORE	Israel	http://www.iucc.ac.il

Existen 3 razones por las cuales los OAs fueron elegidos en esta propuesta para encapsular el contenido educativo. La primera es que permiten separar la estructura del dominio de conocimiento del contenido, brindando flexibilidad y reusabilidad. La segunda es que los metadatos que los describen no solo pueden ser usados para efectos de caracterización sino también para adaptación. Y a tercera es que existen actualmente un número considerable de repositorios, muchos de ellos de libre acceso, donde profesores y desarrolladores pueden acceder a ellos. Un listado de algunos de esos repositorios se presenta en la tabla 2.

Tabla 2. Listado de algunos repositorios de OAs

Repositorio	URL
ARIADNE	www.ariadne-eu.org
ALI: Apple Learning Interchange	ali.apple.com
CAREO: Campus Alberta Repository of Educational Objects	www.ucalgary.ca/commons/careo
FEB: Federação de Repositórios Educa Brasil	feb.ufrgs.br
LORN: Learning Object Repositories Network	lorn.flexiblelearning.net.au
MELOR: Medical Learning Object Repository	gilt.isep.ipp.pt:8080/melor
MERLOT: Multimedia Educational Resource for Learning and Online Teaching	www.merlot.org

MIT Open Courseware	ocw.mit.edu
Wisc-online	www.wisc-online.com

3. Perfil cognitivo del estudiante

Con el pasar de los años muchas aproximaciones dentro de la EaD han ido incorporando consideraciones cognitivas gracias al soporte de múltiples áreas como la pedagogía, psicología y neurología. Entre estas consideraciones existen alternativas derivadas de diferentes teorías y perspectivas, entre las que se encuentran los estilos de aprendizaje, las inteligencias múltiples, los estados afectivos (relacionados a la cognición), entre otros.

Esta abundancia de alternativas sin embargo, conlleva un inconveniente importante porque resulta difícil para un diseñador instruccional conocer el detalle de todas ellas así como las correspondientes consideraciones pedagógicas requeridas, con el problema adicional que existen diferentes modelos para cada una. Por ejemplo, solo en el caso de los estilos de aprendizaje que son usados como el principal parámetro de adaptación en muchos trabajos, existen más de 70 diferentes modelos [Coffield et al. 2004 citado en Brown et al. 2005], entre los que se encuentran: Modelo de estilos de aprendizaje de Dunn - Dunn [Dunn & Dunn 1978], Modelo de dependencia/independencia de Witkin [Witkin & Goodenough 1981], Teoría de aprendizaje experimenta de Kolb [Kolb 1984], Modelo de estilos de aprendizaje de Felder - Silverman [Felder & Silverman 1988], Modelo de Vark [Fleming 2001], Inventario de estilos de aprendizaje de Felder - Soloman [Felder & Brent 2005].

En la mayoría de los casos, tales modelos definen una serie de categorías o dimensiones para representar una determinada característica cognitiva del estudiante. Así por ejemplo, el modelo de Felder-Silverman define cuatro dimensiones dicotómicas (algunas de ellas incluidas en otros de los modelos mencionados): Activo – Reflexivo, Sensitivo – Intuitivo, Visual – Verbal y Secuencial – Global. El procedimiento para medir estas dimensiones para un estudiante consiste en un cuestionario con 44 preguntas, 11 por cada dicotomía. Cada pregunta sitúa al estudiante en uno de los dos extremos de manera que, siendo impar el número de preguntas en cada dicotomía, se pueda definir una dominancia de una de ellas a partir del resultado.

Es importante mencionar que en el alcance de este trabajo, la discusión sobre cuál alternativa (característica y modelo) es más adecuada no está incluida; en cambio, se presenta una propuesta de cómo trabajar con ellas desde un punto de vista sistémico. Más información sobre tales alternativas y su uso en sistemas educativos soportados por computador puede ser encontrado en diversos trabajos, en particular, la tesis de doctorado presentada en [Stash 2007] se recomienda para quien esté interesado en la integración de estilos de aprendizaje en SHE.

4. Trabajos relacionados

La idea de considerar características cognitivas en el proceso de selección de contenido para cursos virtuales no es nueva, de hecho, existe un buen número de trabajos en los que se aborda este asunto: iWeaver [Wolf 2003], AES-CS [Triantafillo et al. 2003], INSPIRE [Grigoriadou et al. 2001], MAS-PLANG [Peña et al. 2002], ILASH [Bajraktarevic et al. 2003], TANGOW [Paredes & Rodríguez 2003], WHURLE [Brown & Brailsford 2004].

Ya cuando se trata específicamente de OAs el número de trabajos es más reducido, con el agravante adicional que en la mayoría de los casos los métodos de selección son de tipo procedural en los que se implementan reglas simples como: SI el estudiante en la característica A presenta indicios de pertenecer a la categoría A_x y en la característica B presenta indicios de pertenecer a la categoría B_y ENTONCES, en un punto determinado p de la instrucción, se le debe presentar un OA apropiado al tipo A_xB_y . En este ejemplo sencillo, suponiendo que A y B tengan cada una sólo 2 categorías, el número de OAs que se requerirían para abarcar todas las posibilidades de manera que se garantice contar con un contenido para presentar en ese punto p sería de 4. En general, si se consideran N características y cada una tiene D^1, D^2, \dots, D^N dimensiones, el número mínimo de OAs requeridos para cubrir todas las posibles variaciones de estudiantes es: $D^1 \times D^2 \times \dots \times D^N$. Así por ejemplo si se consideraran 3 características y cada una tuviera 4 categorías, este número ascendería a $4 \times 4 \times 4 = 64$. Este es un problema que los diseñadores instruccionales deben considerar cuidadosamente, dado que afecta de manera directa la dificultad de creación de cursos. Como se menciona en [Duque 2009]:

“[...] este es uno de los problemas que se presenta en la construcción de los sistemas adaptativos: el crecimiento exponencial de los recursos y actividades en la medida que se incrementan los componentes y determinantes de adaptación”

Otros trabajos intentan escapar de esta maldición de dimensionalidad, formulando métodos alternativos no procedurales para lograrlo. Entre ellos vale la pena citar dos trabajos regionales. En [Duque et al. 2008] se consideran los modelos de estilos de aprendizaje Vark y Felder – Soloman, y como método de selección se propone un enfoque de planificación en Inteligencia Artificial en el que se aplica un algoritmo denominado SHOP2. En [Arias et al. 2009] se considera el modelo Felder-Silverman y se propone un método de selección basado en lógica difusa. Si bien ambos trabajos son novedosos respecto a las soluciones que proponen, tienen como inconveniente su complejidad de entendimiento e implementación para públicos no relacionados con la Inteligencia Artificial, así como su complejidad computacional cuando el número de características y dimensiones aumenta.

4. Formulación del método de selección

Considerando que en la mayoría de los casos, los modelos para características cognitivas consideran diversas dimensiones para definir al estudiante, se propone una representación vectorial para cada una de las características. Más específicamente, en este trabajo se propone que, para cada característica k , un estudiante puede ser descrito como: $C_k (1 \leq k \leq K) = \{dimension_{1k}, dimension_{2k}, \dots, dimension_{Rk}\}$, donde cada una de las R_k dimensiones corresponde al valor cuantitativo que es obtenido con el correspondiente mecanismo de medición (cuestionario, entrevista, autoevaluación, etc.). En el caso que tal mecanismo use descripciones cualitativas en vez de cuantitativas, es necesario llevar a cabo un proceso simple de discretización para que tal representación sea compatible con el método de adaptación descrito más adelante. Otra consideración importante en busca de esa compatibilidad es que, para efectos comparativos, todos los valores deben estar en una escala común, para lo cual se debe escalar cada vector en el rango $[0 - 1]$.

Una vez se realiza este proceso para las K características consideradas, un estudiante puede ser representado por K vectores, donde cada uno tiene R_k dimensiones. La figura 1 muestra un ejemplo gráfico de esos vectores para $R_k = 1, 2$ y 3 .

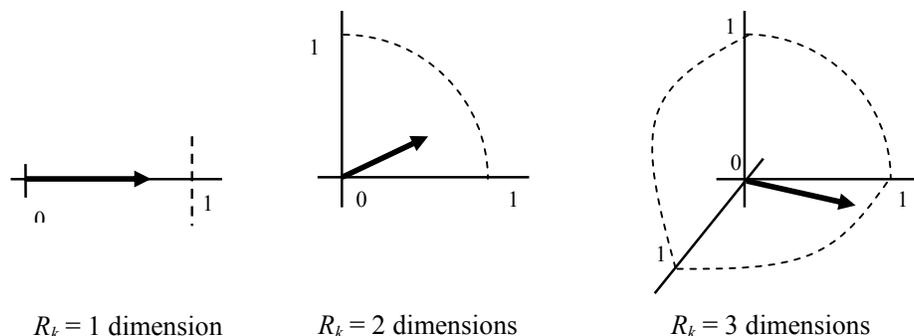


Figura 1. Representación gráfica de las características cognitivas del alumno

El “truco” en el método propuesto en este trabajo es que los OAs incorporen dentro de su descripción en los metadatos esta misma representación para cada característica. Así por ejemplo, en el caso de utilizar LOM, podría emplearse el campo *LearningResourceType* dentro de la categoría *Educational* para este propósito.

Si bien en este caso los mecanismos de medición correspondientes no podrían ser utilizados, se sugiere una calificación cuantitativa directa, obviamente empleando consideraciones pedagógicas bajo la asesoría de expertos (diseñadores instruccionales, pedagogos). Así por ejemplo, suponiendo que una de las características cognitivas consideradas fuera la teoría de inteligencias múltiples de Gardner [Gardner 1999], cada uno de los OAs que se tengan para un determinado punto p de la instrucción, debería tener la correspondiente representación vectorial para cada una de las 9 dimensiones: Verbal – Lingüístico, Lógico – Matemático, Visual – Espacial, Motriz– Kinestético, Musical, Interpersonal, Intrapersonal, Naturalístico y Existencial. En este caso hipotético un OA de tipo “Historieta” podría tener un vector general como $\{1.0, 0.1, 0.7, 0.1, 0.0, 0.4, 0.4, 0.1, 0.1\}$, mientras que otro tipo “Experimento de física” tendría uno como $\{0.3, 1.0, 0.3, 0.7, 0.0, 0.0, 0.0, 0.5, 0.1\}$. Aunque este ejemplo fue presentado exclusivamente para efectos explicativos, en caso que el lector este interesado en esta teoría particular y sus aplicaciones en el diseño de contenidos, se recomienda consultar [Kelly & Tangney 2006; Visser et al. 2006].

Una vez que tanto los estudiantes como los OAs han sido descritos con esta representación vectorial es posible realizar una selección apropiada usando alguna métrica de comparación como la distancia Euclidiana. Sin embargo, dado que cada vector k de cada estudiante y cada OA puede tener un número de dimensiones R_k diferente es necesario unificar la medida de distancia dividiendo por la raíz cuadrada de R_k , que corresponde a la máxima distancia entre dos vectores en un espacio R_k - dimensional dentro del rango $[0-1]$. De forma más detallada, para cada punto p de la instrucción dentro de un curso virtual, la distancia D_k debe ser calculada con la siguiente fórmula para cada OA disponible en ese punto con respecto a la característica k del estudiante:

$$\frac{\sqrt{\sum_{r=1}^{R_k} (CEstudiante_{e_{rk}} - COA_{rk})^2}}{\sqrt{R_k}} \quad (\text{Ecuación 1})$$

En el caso que se considere más de una característica ($K > 1$) cada una de estas distancias deben ser sumadas con lo que este valor quedaría dentro del rango $[0 - K]$. Sin embargo, con el fin de incorporar la opinión del diseñador con respecto a la importancia relativa de cada característica, se propone usar una suma ponderada para calcular la distancia total:

$$DT = \frac{\sum_{k=1}^K \beta_k D_k}{\beta_k} \quad (\text{Ecuación 2})$$

De esta manera el valor final de esta distancia queda en el rango $[0 - 1]$, donde en los casos extremos un valor de 0 significa una total correspondencia entre las características del estudiante y el OA, mientras que un valor de 1 significaría una completa disonancia. Una vez este proceso ha sido llevado a cabo, la selección consistiría simplemente en presentar al estudiante bien sea el OA con un menor valor de distancia total, o un subconjunto de los OAs disponibles ordenados de manera ascendente, según sea el criterio del diseñador.

Un aspecto sumamente importante de este método es que, a diferencia de las reglas procedurales del tipo SI ... ENTONCES ..., no se sufre de la maldición de la dimensionalidad explicada anteriormente ya que este siempre encontrará, entre los disponibles, el OA más “adecuado”, sean ellos sólo dos o miles con una complejidad computacional baja.

Con el fin de clarificar más el método de selección presentado en esta sección, se presenta el ejemplo hipotético de la figura 2 donde se consideran dos características cognitivas C_1 y C_2 y para un punto p de la instrucción existen 2 OAs disponibles.

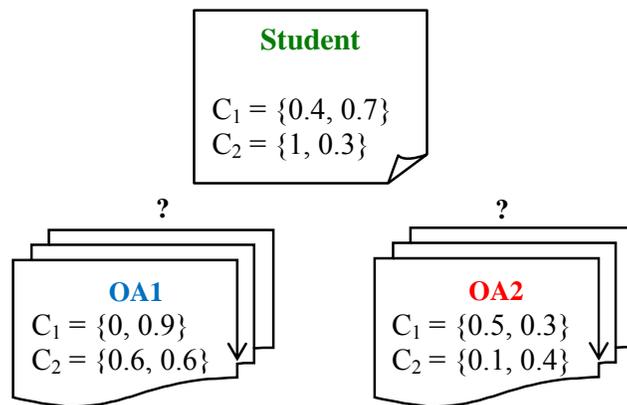


Figura 2. Ejemplo de mapeo entre estudiante y OA

Una representación gráfica de los vectores del estudiante y los OAs, junto con las distancias calculadas de acuerdo con ecuación 1 se presenta en la figura 3.

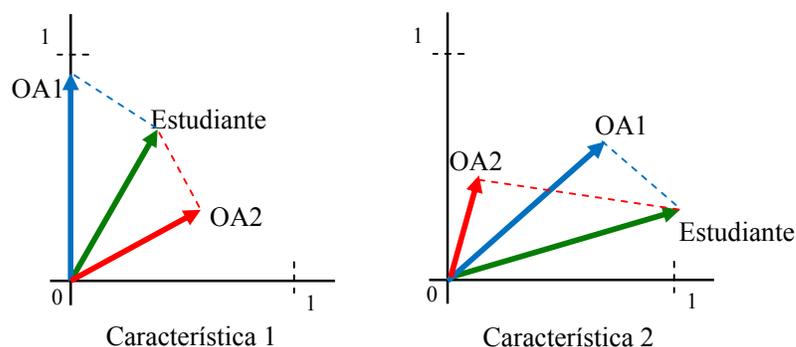


Figura 3. Representación gráfica de ejemplo de estudiante y OAs

En este caso $D_1 = 0.45$ y $D_2 = 0.41$ para OA1, mientras que $D_1 = 0.50$ y $D_2 = 0.91$ para OA2. Usando estos valores en la ecuación 2 y dando la misma importancia a las dos características consideradas ($\beta_1 = \beta_2$), la distancia total para los dos OAs es 0.47 para el OA1 y 0.66 para OA2, con lo que se concluye que OA1 sería el más adecuado para el estudiante.

5. Conclusiones

Considerar las características y necesidades individuales de los estudiantes en EaD es sin duda alguna uno de los desafíos importantes que deben ser abordados para lograr un aprendizaje significativo. Una alternativa para hacerlo es incorporar aspectos de adaptatividad en los cursos virtuales de forma que estos se aproximen más a los ideales de tutoría personalizada. Con este panorama, y considerando a los OAs como una alternativa que cada vez va ganando más fuerza, en este artículo se expone una alternativa para llevar a cabo uno de los componentes de la adaptación: el contenido educativo, a partir de un conjunto de características cognitivas del estudiante. Más específicamente, lo que se presenta en este trabajo es un método genérico para lograr la selección de OAs el cual es fácilmente implementable, computacionalmente simple y que permite escapar de la maldición de dimensionalidad de la que sufren otras aproximaciones al intentar abarcar múltiples componentes de adaptación.

Precisamente por tratarse de un método genérico hay que hacer dos aclaraciones fundamentales. La primera es que permite trabajar con el número de características que se desee pero la elección de las mismas, así como los modelos e instrumentos para trabajar con ellas, no es tratada en este artículo (pese a presentarse un listado a partir de una exhaustiva revisión bibliográfica) pues este aspecto se considera una decisión del grupo encargado de la construcción del curso, es decir, de los diseñadores instruccionales, pedagogos, profesores, etc. La segunda aclaración es que, por este mismo motivo, no es presentado aquí una validación de la pertinencia del material educativo encapsulado en los OAs que sería presentado a los estudiantes. Esto debido a que tal resultado dependería obviamente, como ya se mencionó, de las características que se consideren, así como de una correcta representación de los OAs en función de ellas.

Referencias

- Arias, F., Ovalle, D., Moreno, J. (2009). Utilización de técnicas de inteligencia artificial para el diseño y desarrollo de cursos virtuales adaptativos. En: Encuentro nacional de investigación en posgrados. Bogotá, Colombia.
- Bajraktarevic, N., Hall, W., Fullick, P. (2003). ILASH: Incorporating Learning Strategies in Hypermedia. In Proceedings of the Fourteenth Conference on Hypertext and Hypermedia, Nottingham, UK.
- Brown, E. J., Brailsford, T. (2004). Integration of learning style theory in an adaptive educational hypermedia (AEH) system. In Proceedings of ALT-C Conference, Exeter, UK.
- Brown, E., Cristea, A., Stewart, C., Brailsford, T. (2005). Patterns in Authoring of Adaptive Educational Hypermedia: A Taxonomy of Learning Styles. *Educational Technology & Society*, 8 (3), 77-90.
- Coffield, F. J., Moseley, D. V., Hall, E., Ecclestone, K. (2004). *Learning Styles for Post 16 Learners: What Do We Know?*. London: Learning and Skills Research Centre/University of Newcastle.
- Dunn, R., Dunn, K. (1978). *Teaching Students Through Their Individual Learning Styles: A Practical Approach*. Virginia: Reston Publishing.
- Duque, N. (2009). *Modelo adaptativo multi-agente para la planificación y ejecución de cursos virtuales personalizados*. Tesis de Doctorado, Universidad Nacional de Colombia.
- Duque, N., Ovalle, D., Vicari, R., Silveira, R. (2008) "Modelo inteligente genérico para adaptatividad de cursos virtuales". *Revista Novas Tecnologias na Educação*, Vol. 6, N 1.
- Felder, R. M., Brent, R. (2005). Understanding Student Differences. *Journal of Engineering Education*, 94 (1), 57-72.
- Felder, R. M., Silverman, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering Education*, 78(7), 674-681.
- Fleming, N. D. (2001). *Teaching and Learning Styles: VARK Strategies*. Honolulu Community College.
- Gardner, H. (1999). *Intelligence Reframed: Multiple Intelligences for the 21st Century*. Basic Books, NY.
- Grigoriadou, M., Papanikolaou, K., Kornilakis, H., Magoulas, G. (2001). INSPIRE: An Intelligent System for Personalized Instruction in a Remote Environment. In P. D. Bra, P. Brusilovsky, & A. Kobsa (Eds.), *Proceedings of Third workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia*. Sonthofen, Germany, 13-24.
- IEEE. (2002) "Draft Standard for Learning Object Metadata". En: <http://ltsc.ieee.org/wg12/files>, Consultado el 15 de Julio de 2010.
- Karampiperis, P., Sampson, D. (2005). Adaptive Learning Resources Sequencing in Educational Hypermedia Systems. *Educational Technology & Society*, 8 (4), 128-147.

- Kelly, D., Tangney, B. (2006). Adapting to intelligence profile in an adaptive educational system. *Interacting with Computers*, 18, 385–409.
- Knutov, E., De Bra, P., Pechenizkiy, M. (2009). AH 12 years later: a comprehensive survey of adaptive hypermedia methods and techniques. *New Review of Hypermedia and Multimedia*, 15(1), 5-38.
- Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: experience as the source of learning and development*. New Jersey: Prentice Hall.
- Paredes, P., Rodríguez, P. (2004). A mixed approach to modelling learning styles in adaptive educational hypermedia. In *Proceedings of the WBE 2004 Conference, IASTED*.
- Peña, C. I., Marzo, J. L., de la Rosa, J. L. (2002). Intelligent agents in a teaching and learning environment on the web. In V. Petrushin, P. Kommers, Kinshuk & I. Galeev (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Advanced Learning Technologies*, 21–27.
- Powell, A., Nilsson, M., Naeve, A., Johnston, P., Baker, T. (2007). DCMI Abstract Model. En: <http://dublincore.org/documents/abstract-model>, Consultado el 15 de Julio de 2010.
- Stash, N. (2007). *Incorporating Cognitive/Learning Styles in a General-Purpose Adaptive Hypermedia System*. PhD Thesis, Technische Universiteit Eindhoven.
- Stewart C., Cristea A., Brailsford T., Ashman H. (2005). *Authoring once, Delivering many: Creating reusable Adaptive Courseware*. 4th IASTED International Conference on Web-Based Education – WBE’05, Grindelwald, Switzerland.
- Triantafillou, E., Pomportsis, A., Demetriadis, S. (2003). The design and the formative evaluation of an adaptive educational system based on cognitive styles. *Computers & Education* 41(1), 87–103.
- Visser, B., Ashton M., Vernon, P. (2006). Beyond g: Putting multiple intelligences theory to the test. *Intelligence*, 34, 487–502.
- Wiley, D. (2001). Connecting learning objects to instructional design theory: A definition, a metaphor, and a taxonomy. En: *The Instructional Use of Learning Objects*. Agency for Instructional Technology.
- Witkin, H. A., Goodenough, D. R. (1981). *Cognitive styles - essence and origins: Field dependence and field independence*. New York: International Universities.
- Wolf, C. (2003). iWeaver: Towards ‘learning style’-based e learning in computer science education. In *Proceedings of Fifth Australasian Computing Education Conference (ACE2003)*, Adelaide, Australia. *Conferences in Research and Practice in Information Technology*, 20. Greening, T. and Lister, R., Eds., ACS, 273-279.