

Adaptación de contenido en cursos virtuales usando un sistema de inferencia difuso a partir de características cognitivas de los estudiantes

Francisco J. Arias, Julián Moreno y Demetrio A.
Ovalle

Adaptación de contenido en cursos virtuales usando un sistema de inferencia difuso a partir de características cognitivas de los estudiantes

Francisco J. Arias, Julián Moreno y Demetrio A. Ovalle

Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín

{fjarias,jmoreno1,dovalle}@unal.edu.co

Resumen. Una de las características deseables de los cursos virtuales es que estén dotados con mecanismos adaptativos que les permitan brindar una experiencia de enseñanza/aprendizaje individualizada. Este artículo se concentra particularmente en la adaptación de contenido y más específicamente en la selección de Objetos de Aprendizaje a partir de dos características cognitivas de los estudiantes: sus estilos de aprendizaje y sus hemisferios cerebrales dominantes. Para llevar a cabo tal proceso se propone un sistema de inferencia difuso y se emplean como mecanismos de medición para las características consideradas los test FSLSM (por sus siglas en inglés de Felder and Silverman Learning Style Model) y RCMT (Revelador del Cociente Mental Triádico).

Palabras clave: Características Cognitivas, Cursos Virtuales Adaptativos, Sistemas de Inferencia Difusos, Tests FSLSM y RCMT.

1. Introducción

Según Chaparro [1], los cursos virtuales pueden ser clasificados en alguno de los siguientes tipos: de consulta, de apoyo a clases y en línea. Para desarrollar un curso virtual del primer tipo (de consulta), basta solo con publicar en una página Web el programa, los contenidos, los objetivos, el temario, la metodología, la bibliografía recomendada y los apuntes de la asignatura; de tal manera que la información sea asequible por los alumnos. Para el desarrollo de un curso virtual de segundo tipo (de apoyo a clases), se requiere de la elaboración del material didáctico electrónico dirigido a los estudiantes para que estudien la asignatura de manera autónoma en su hogar o fuera del aula convencional. Finalmente, si se pretende desarrollar un curso virtual de tercer tipo (en línea) se requiere la incorporación de distintos recursos telemáticos que permitan la comunicación entre docente y estudiantes (a través de correo electrónico, chat, foros de debate, etc.).

Dentro de este último tipo, los Cursos Virtuales Adaptativos (CVAs) pueden considerarse como una sub-clasificación donde el término adaptativo se refiere a la

habilidad que posee el curso para determinar qué, cuándo y cómo enseñar imitando la actividad de un profesor real, esto con el fin de facilitar los procesos de enseñanza / aprendizaje. Más específicamente, los procesos susceptibles a adaptación en los que este tipo de sistemas pueden concentrarse son [2],[3]:

- **Secuenciamiento del currículo**

Consiste en sugerirle al estudiante el camino de aprendizaje “óptimo”, entendido como una secuencia planeada de actividades y contenidos que debe desarrollar dentro del dominio de conocimiento. Esto se hace para que el estudiante no se sienta perdido o abrumado dentro del curso sino que por el contrario sea guiado en un orden lógico.

- **Presentación adaptativa**

Su objetivo es la presentación del contenido educativo al estudiante según sus características individuales bajo el supuesto que de esta manera se mejora el proceso de aprendizaje. Tal contenido puede estar en uno o más formatos como texto, multimedia, entre otros.

- **Evaluación adaptativa**

Así como el contenido debe ser presentado al estudiante de manera individualizada, la idea es que la evaluación se realice bajo la misma filosofía. La forma común de lograr esto es presentando elementos de evaluación como una secuencia que dependa de la validez de las respuestas del examinado.

- **Soporte de colaboración adaptativo**

Pretende usar el conocimiento del sistema sobre los estudiantes para facilitar el desarrollo de actividades de aprendizaje colaborativas de manera que se complemente el aprendizaje individual.

Teniendo en cuenta estos procesos, el trabajo presentado en este artículo se enfoca particularmente en la presentación adaptativa empleando Objetos de Aprendizaje (OAs) para almacenar el contenido educativo. 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 apoyar 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 (los 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). Otra característica fundamental de los OAs, es que pueden ser descritos por medio de metadatos para los cuales se han desarrollado diversos estándares, siendo el más conocido el IEEE LOM (Learning Object Metadata) [4] el cual puede definirse a través de lenguajes abiertos como XML (eXtended Markup Language).

Para llevar a cabo la adaptación de OAs, en este artículo se propone considerar unas características cognitivas particulares de los estudiantes las cuales son mapeadas con los OAs (usando parte de la información contenida en sus metadatos) empleando para ello un sistema de inferencia difuso a partir de un modelo previo presentado en

[5]. La descripción de tales características y de los mecanismos empleados para su medición, así como la formulación del sistema de inferencia, se presentan en detalle en la siguiente sección.

2. Sistema de adaptación propuesto

A continuación se presentan inicialmente las características cognitivas del estudiante consideradas en este trabajo, para luego describir el sistema de inferencia difuso propuesto.

2.1 Características cognitivas consideradas

En este trabajo, dos características cognitivas de los estudiantes fueron consideradas: estilos de aprendizaje y la teoría del cerebro triádico. Los estilos de aprendizaje pueden entenderse como indicadores relativamente estables de cómo el estudiante percibe, interactúa y responde al objeto con el cual se está llevando a cabo el aprendizaje [6]. Diversos experimentos demuestran que la consistencia o inconsistencia de dichos indicadores respecto al diseño del material de instrucción puede ser un factor relevante acerca del resultado del aprendizaje [7]; de hecho, un número significativo de estudios indican que el rendimiento de los estudiantes es mucho mejor cuando los métodos de enseñanza están alineados con los estilos de aprendizaje [8].

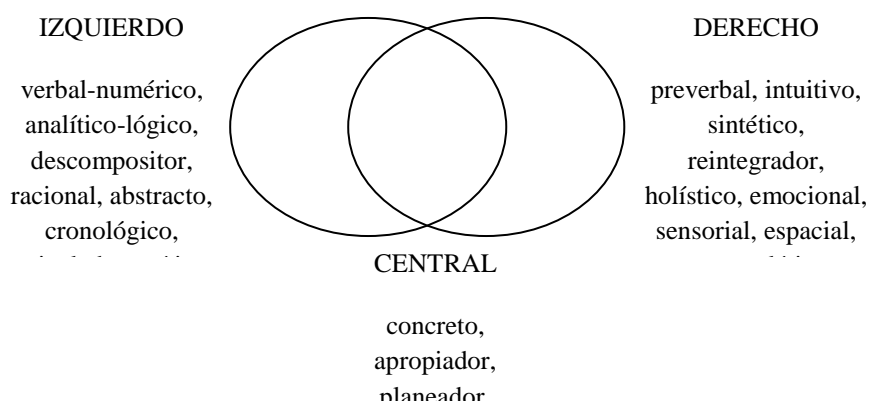


Figura 1. Funciones cognitivas según hemisferio cerebral (adaptado de [9]).

Uno de los mecanismos más populares para medir los estilos de aprendizaje es el test FSLSM (por las siglas en inglés de Felder & Silverman Learning Style Model) el cual está diseñado con base en cuatro dimensiones dicotómicas [10]: Activo – Reflexivo, Sensitivo-Intuitivo, Visual-Verbal, Secuencial-Global. Tales dicotomías fueron formuladas considerando las respuestas a las siguientes cuatro cuestiones:

¿Cómo el estudiante procesa la información? Puede ser mediante tareas activas que propicien discusiones, o mediante la reflexión e introspección.

¿Qué tipo de información el estudiante percibe preferiblemente? Hay básicamente dos tipos: información externa/sensorial o información interna/intuitiva.

¿A través de que modalidad la información sensorial es percibida más efectivamente? Puede ser mediante formatos visuales como fotografías, gráficos, diagramas, etc., o formatos verbales como palabras escritas o habladas, sonidos, fórmulas simbólicas, etc.

¿Cómo el estudiante entiende mejor? Puede ser con procedimientos secuenciales que requieren de una progresión lógica con pequeños pasos incrementales o a través de una visión global u holística.

Por su parte, la teoría del cerebro triádico agrupa las funciones mentales en tres bloques, tal como se muestra en la Figura 1. Según esta teoría, dependiendo de la dominancia o equilibrio de un hemisferio sobre el otro, los individuos pueden manifestar cierto conjunto de capacidades asociadas con ciertas funciones cognitivas. Un mecanismo para medir la dominancia de uno de estos bloques es el test RCT (por la sigla de Revelador del Cuociente Triádico)

2.2 Sistema de inferencia difuso

Partiendo del hecho que la información suministrada por los mecanismos de medición elegidos para las dos características consideradas poseen incertidumbre (por la naturaleza misma del objeto de medición), se vio la necesidad de integrar en la estrategia para la selección de contenidos educativos un Sistema de Inferencia Difuso (SID), el cual permite manejar tal incertidumbre buscando obtener los contenidos más apropiados para los diversos tipos de estudiantes.

A grandes rasgos puede decirse que la lógica difusa [11-13] busca representar conocimientos y datos inexactos en forma similar a como lo hace el pensamiento humano. Un Sistema de inferencia difuso define una correspondencia no lineal entre una o varias variables de entrada y una variable de salida. Una característica de este tipo de sistemas es que son altamente flexibles, tolerantes a imprecisiones en los datos y pueden trabajar con funciones no lineales de diversa complejidad, así mismo no están obligados por presunciones estadísticas acerca de las características de los datos y se pueden modificar fácilmente dependiendo de la solución del problema que se requiera.

El SID propuesto en este trabajo es de tipo Mamdani [13] y está dividido en dos niveles como se muestra en la Figura 2.

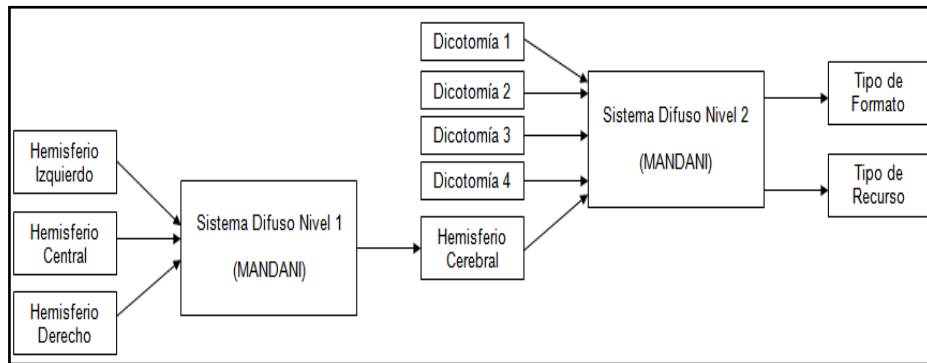


Figura2. Esquema global del sistema de inferencia.

En el primer nivel se determina el hemisferio cerebral dominante del estudiante, partiendo de los datos suministrados por el test RCMT. En este caso se tienen tres variables de entrada y una de salida, cuyos conjuntos difusos se muestran en la Figura 3 (para las variables de entrada se muestra una como ejemplo). La matriz de reglas se muestra en la Tabla 1.

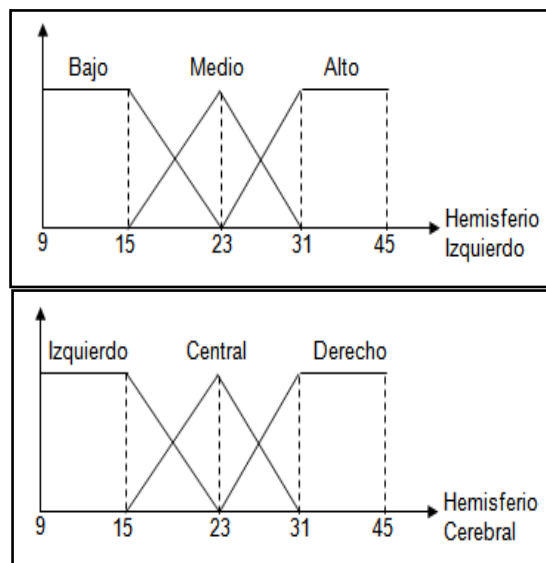


Figura 3. Conjuntos difusos de las variables de entrada (arriba) y de la variable de salida (abajo) del SID nivel 1.

Tabla 1. Matriz de reglas del SID nivel 1.

		Hemisferio Central								
		Bajo			Medio			Alto		
Hemisferio Izquierdo	Bajo	Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho		
		Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
		Central	Derecho	Derecho	Central	Derecho	Derecho	Central	Central	Central
	Medio	Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho		
		Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
		Izquierdo	Central	Derecho	Izquierdo	Central	Derecho	Central	Central	Central
	Alto	Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho			Hemisferio Derecho		
		Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
		Izquierdo	Izquierdo	Central	Izquierdo	Izquierdo	Central	Central	Central	Central

Las variables de entrada correspondientes a las dicotomías están compuestas por dos conjuntos difusos en un universo de discurso comprendido entre $[0,1]$ como se muestra en la Figura 4 (las cuatro dicotomías tienen representaciones similares), mientras que las variables de salida están compuestas por conjuntos CRISP (valores puntuales) que denotan los tipos de recursos y el formato, como se muestra en las Figuras 5 y 6.

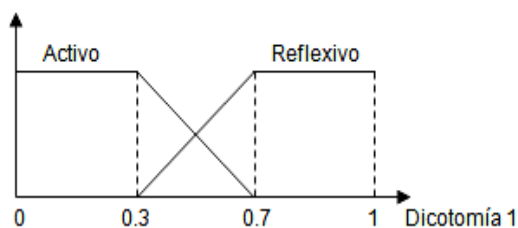


Figura 4. Conjuntos difusos para la variable de entrada “Dicotomía 1.

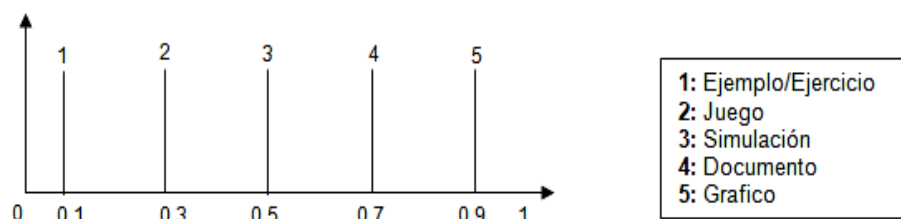


Figura 5. Valores CRISP de la variable de salida “Tipo de Recurso”.

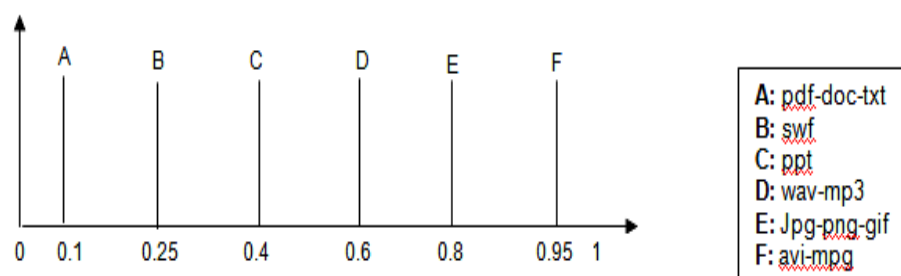


Figura 6. Valores CRISP de la variable de salida “Tipo de Formato”.

El conjunto de reglas del sistema de inferencia se muestra en la Tabla 2 donde pueden observarse los valores de las dos variables de salida según el valor de las variables de entrada.

Tabla 2. Matriz de reglas SID nivel 2.

Dicotomías	Hemisferio utilizado		
	Izquierdo	Central	Derecho
Activo	3/F	4/A	1/C
Reflexivo	4/A	4/D	5/E
Sensitivo	2/B	3/B	2/B
Intuitivo	1/C	4/A	3/F
Visual	5/F	3/C	5/F
Verbal	4/A	2/D	5/F

Secuencial	4/A	1/B	3/B
Global	5/C	5/E	5/F

3. Resultados y discusión

La propuesta presentada en este artículo se implementó en una plataforma Web para la creación y desarrollo de CVAs denominada CIA [14], basada en una arquitectura cliente-servidor empleando JSP y servlets. Al momento del registro en CIA los estudiantes deben diligenciar unos formularios correspondientes a los test FSLSM y RCT.

Luego de verificar el correcto funcionamiento de la plataforma se validó el proceso de adaptación de contenido, es decir, de selección de OAs a partir de las dos características cognitivas por medio de casos de estudio controlados para un número limitado de estudiantes para un curso de Inteligencia Artificial en la Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín. En la Tabla 3 se muestran los resultados de los dos test para tres de esos estudiantes que se registraron en CIA.

Tabla 3. Resultados de los mecanismos de medición para tres estudiantes.

Estudiante	Hemisferio Izquierdo	Hemisferio Central	Hemisferio Derecho	Dicotomías			
1	22	23	20	0,7	0,7	0,75	0
2	16	25	32	0,15	0	1	0
3	29	20	15	0,36	0,72	0,18	0,55

Una vez dichos valores son guardados en los perfiles de los estudiantes se determinó para cada uno de ellos los tipos de OAs más adecuados según el sistema de inferencia descrito. Los resultados de este proceso para los tres estudiantes se muestran en la tabla 4.

Tabla 4. OAs seleccionados para tres estudiantes.

Estudiante	Recurso		Formato	
	Salida	Tipo	Salida	Tipo
1	0,2	Ejemplo/Ejercicio	0,317	SWF
2	0,4	Documento	0,175	PDF, DOC, TXT
3	0,5	Simulación	0,318	SWF

La validación de del proceso de selección de los OAs dentro del repositorio de CIA fue hecho a posteriori, es decir, en cada punto de la instrucción del curso mencionado se consultaron los estudiantes para determinar su satisfacción con el material presentado siendo en todos los casos satisfactorio. Sin embargo, esto solo fue posible porque para este caso de estudio el repositorio de OAs era lo suficientemente grande como para cubrir una parte considerable de las combinaciones de características consideradas de los estudiantes y, más importante todavía, de las propiedades de interés de los OAs (tipo y formato); factor sin el cual la propuesta presentada no tiene mucha aplicabilidad.

Este inconveniente no es propio del trabajo presentado en este artículo, sino que es compartido por la mayoría de sistemas que tienen como finalidad la presentación adaptativa de contenido. En palabras de Duque [15] (ver pág. 38): “No obstante, se reconoce que éste 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”.

6. Conclusiones y Trabajo Futuro

Siendo la adaptatividad una de las características deseables de los cursos virtuales, en este artículo se presentó una propuesta para la presentación adaptativa de contenido empleando para ello un sistema de inferencia difuso que considera dos características de los estudiantes: sus estilos de aprendizaje y sus hemisferios cerebrales dominantes. Tales características son de tipo cognitivo pues se parte de la premisa (fundamentada en los análisis arrojados por numerosos estudios) de que de esta forma se potencializa el proceso de enseñanza–aprendizaje.

Luego de su diseño, así como de su implementación y validación dentro de una plataforma Web con casos de estudios controlados, varias conclusiones pueden ser rescatadas. La primera es que los mecanismos empleados para la medición cuantitativa de las características consideradas parecen ser unos buenos indicadores para ellas, con las ventajas adicionales de estar ampliamente documentados y de fácil implementación. La segunda es que el sistema de inferencia difuso propuesto cumple su objetivo en cuanto a la selección inteligente de Objetos de Aprendizaje considerando dos aspectos de interés: su modalidad y su formato, los cuales mapea con las mencionadas características de los estudiantes. La tercera es que pese a cumplir con tal objetivo, el sistema propuesto no escapa de la “maldición de dimensionalidad” según la cual se requiere de un gran número de OAs disponibles para que los mecanismos de selección puedan abordar la totalidad de combinaciones respecto a las características consideradas de los estudiantes.

Precisamente como trabajo futuro se espera proponer nuevos modelos que permitan escapar de dicha maldición. Igualmente, se tiene la expectativa de llevar a cabo más pruebas de validación respecto a la eficiencia del proceso de adaptación, pero no sólo en términos de satisfacción de los estudiantes sino también de incremento en el desempeño de variables medibles relacionadas con su aprendizaje

7. Agradecimientos

El trabajo de investigación presentado en este artículo fue financiado parcialmente por los proyectos de Colciencias titulados: “*AYLLU: Plataforma de Cooperación mediada por Agentes aplicada en un Contexto de E-learning Colaborativo*” con código: 1203-489-25592, el cual es liderado por las universidades Pontificia Universidad Javeriana – Sede Bogotá y Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín.

8. Referencias

1. Chaparro, X. Análisis sistemático de las interacciones en el curso virtual de cálculo II y adaptación de la propuesta CERT para evaluación en línea basada en niveles de confianza. Trabajo de grado, Universidad Nacional de Colombia Bogotá, 2005
2. Brusilovsky, P. & Peylo, C. Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, Vol. 13, pp. 156–169, 2003.
3. Peña, C. Intelligent agents to improve adaptivity in a Web-based learning environment. PhD dissertation, Universitat de Girona, Girona, España, 2004
4. IEEE. Draft Standard for Learning Object Metadata, 2002. En <http://ltsc.ieee.org/wg12/files>, Consultado en Julio 9 de 2011.

5. Arias, F., Moreno, J, Ovalle, D. Modelo de inferencia difusa para la selección de objetos de aprendizaje en cursos virtuales. Reunión Nacional y Expoingeniería ACOFI 2009. Santa Marta, Colombia, 2009.
6. Keefe, J. Learning style: An overview. In NASSP's Student learning styles: Diagnosing and proscribing programs, Reston, USA, pp. 1-17, 1979.
7. Stash, N. Incorporating Cognitive/Learning Styles in a General-Purpose Adaptive Hypermedia System. PhD dissertation, Technische Universiteit Eindhoven, Eindhoven, 2007.
8. Chen, S. & Macredie, R. Cognitive Styles and Hypermedia Navigation: Development of a Learning Model. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 53(1), pp. 3-15, 2002.
9. De Gregori, W. En busca de una nueva noología. Estudios Pedagógicos, No 25, pp. 71-82, 1999.
10. Felder, R. & Silverman, L. Learning and teaching styles in engineering education. Engineering Education, 78(7), pp. 674-681, 1988.
11. Zadeh, L. Fuzzy sets. Information and Control, 8(3), pp. 338-353, 1965.
12. Kosko, B. Pensamiento Borroso, la cueva ciencia de la lógica borrosa. Crítica. Barcelona, 1995.
13. Bojadziev, G. & Bojadziev, M. Fuzzy logic for business, finance, and management. World Scientific Publishing Co., 1997.
14. Moreno, J., Arias F. & Ovalle D. CIA: Framework for the creation and management of Adaptive Intelligent Courses. WCCE - World Conference on Computer in Education, Brasil, 2009.
15. Duque, N. Modelo adaptativo multi-agente para la planificación y ejecución de cursos virtuales personalizados. Tesis de Doctorado, Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín. Medellín, 2009.

[Regresar Indice](#)