

Identificación automática de estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior

Guillermo Mario Arturo Salazar Lugo¹, Ramona Imelda García López², Jorge Arturo Balderrama³ y Lorenia Cantú Ballesteros⁴

¹Instituto Tecnológico de Sonora, Ciudad Obregón, México, gsalazar47040@alumno.itson.edu.mx

²Instituto Tecnológico de Sonora, Ciudad Obregón, México, imelda.garcia@itson.edu.mx

³Universidad Veracruzana, Veracruz, México, jbalderrama@uv.mx

⁴Instituto Tecnológico de Sonora, Ciudad Obregón, México, lcantu87472@alumno.itson.edu.mx

Recibido: 18/1/2017; **Aprobado:** 30/3/2017.

Resumen

El objetivo del estudio es desarrollar un modelo para identificar estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior mediante el análisis de rastros de comportamiento en un LMS, un Sistema Gerencial de Aprendizaje abierto. Esta investigación por su alcance es pre-experimental con un diseño metodológico correlacional de tipo transversal. El procedimiento seguido consta de cinco pasos. Primero se implementó un curso en LMS abierto que permitiera medir características relevantes en la identificación de estilos de aprendizaje. Después se generó un modelo de estudiante basado en el comportamiento y estilos de aprendizaje. Posteriormente, se identificó la relación entre el comportamiento de es-

Abstract

The aim of the study is to develop a model for identifying learning styles in university students by analyzing traces of behavior in LMS. This research is pre-experimental with a cross-sectional correlational methodological design. The procedure followed consists of five steps. First, an open LMS course was implemented. It allowed the measurement of relevant characteristics in the identification of learning styles. Then a student model was generated based on behavior and learning styles. Later, we identified the relationship between student behavior while using an open LMS and their learning style. Finally, a classification model based on self-generated decision tree was generated and

tudiantes mientras usan un LMS abierto y su estilo de aprendizaje. Finalmente se generó un modelo de clasificación basado en árbol de decisión autogenerado y se validó la precisión del mismo. En el estudio participaron 84 estudiantes de educación superior de las carreras asociadas a las ciencias de la computación e informática de una universidad del sur de Sonora. La elección de la muestra se realizó de manera no probabilística por conveniencia. Se encontró que los estilos visual, equilibrado y sensitivo pueden predecirse correctamente en el 75% de los casos. Se recomienda incrementar la cantidad de estudiantes en estudios futuros, así como mejorar los criterios de clasificación de los distintos tipos de materiales.

Palabras claves: Estilos de aprendizaje, Sistema Gerencial del Aprendizaje, Rasgos de comportamiento, Analítica de aprendizaje, Modelo de estudiante.

its accuracy was validated. The study involved 84 higher education students from computer science at a university in southern Sonora. The choice of the sample was made in a non-probabilistic way for convenience. It was found that visual, balanced and sensitive styles can be predicted correctly in 75% of cases. It is recommended to increase the number of students in future studies, as well as to improve the classification criteria of the different types of materials.

Keywords: Learning styles, Learning Management System (LMS), Behavioral traces, Learning analytics, Student model.

INTRODUCCIÓN

La educación es un factor fundamental para el desarrollo de un país. El conocimiento que adquiere el individuo a través del proceso de enseñanza-aprendizaje en todos los niveles se refleja directamente en la capacidad de un país para desarrollar investigación, innovación y tecnología (Spring, 1998). Por lo tanto, la norma general en el planteamiento de los sistemas educativos es que éstos sean diseñados para que todo individuo, sin

distinción alguna, tenga acceso a la educación y pueda adquirir habilidades y conocimientos que contribuyan a su desarrollo personal y académico así como al progreso nacional (Arnové, 2009). Más aún, una preocupación de las sociedades modernas ha sido el tema de la calidad en la educación, lo cual ha demandado esfuerzos de los gobiernos para lograr que sus sistemas educativos sean capaces de ofrecer programas y ambientes educativos que permitan a los estudiantes recibir una educación de calidad e inte-

gral (Stephenson, & Yorke, 2013). Sin embargo, existe una diversidad de retos y problemas a considerar para lograr este objetivo.

El modelo de educación que prevalece en la mayoría de los sistemas educativos es el tradicional en el cual el proceso de enseñanza-aprendizaje concibe como principal actor al docente, minimizando el rol del estudiante a un sujeto receptor de información (Narro, Martuscelli, & Jaime, 2012). El profesor es el encargado de organizar el conocimiento y generar un plan de trabajo para que el estudiante consiga sus objetivos académicos. Una característica propia de este modelo es que el método de enseñanza implementado es el mismo para todos, sin hacer distinción de ritmos y estilos de aprendizajes de cada estudiante (Darling-Hammond, 2008).

Aunque el modelo tradicional garantiza y facilita el acceso a la educación, descuida aspectos cruciales que fundamentan una educación de calidad. Uno de estos aspectos es concebir al estudiante como eje primordial del proceso de enseñanza-aprendizaje, considerando a éste no sólo como un receptor de información sino como un colaborador en la organización de conocimiento y la generación de estrategias que apoyan a la enseñanza (Hannafin, Hill, & Land, 1997). En este sentido, las innovaciones educativas deben fortalecer los aprendizajes de cada estudiante, reconociendo sus diferentes contextos, intereses, características y gustos, y de esta manera de desarrollar en

cada uno de ellos su máximo potencial (UNESCO, 2014), contribuyendo con esto a lograr una educación de calidad y una formación integral.

La generación de ambientes de aprendizaje centrados en el estudiante permite abordar algunas de las deficiencias de los modelos de educación tradicionales, cuya visión es “un mismo modelo de educación sirve para todos” (Hannafin et al., 1997). Un ambiente de aprendizaje centrado en el estudiante está diseñado para adaptarse a las necesidades, intereses, ritmos y estilos de aprendizaje del estudiante. En este tipo de ambientes educativos, las estrategias didácticas que se implementan son adecuadas para que un estudiante reciba instrucción orientada a explotar sus habilidades y conocimientos previos, así como para identificar y atender sus debilidades (Dabbagh & Kitsantas, 2012).

Para establecer un ambiente de aprendizaje centrado en el estudiante es necesaria la implementación de dos mecanismos (Feldman, J., Monteserin, A. & Amandi, A 2014):

Uno que permita entender la situación del estudiante en términos de su estado afectivo y cognitivo, conocimientos previos, habilidades, intereses particulares, comportamiento ante situaciones relacionadas al proceso de enseñanza-aprendizaje, ritmo y estilo de aprendizaje.

Otro que, una vez que se conoce al estudiante, permita generar ambientes de

aprendizaje personalizados que se adapten a las características propias de cada uno.

Aunque los ambientes de aprendizaje centrados en el estudiante contribuyen a lograr una educación integral y de calidad, establecer uno como parte del modelo de educación tradicional es complejo debido a los retos y problemas que esto conlleva. Por ejemplo, implementar un ambiente de este tipo implica que los profesores orienten sus esfuerzos a conocer a cada uno de sus estudiantes y propicien el aprovechamiento, optimizando el aprendizaje con base en las fortalezas y debilidades de cada uno de ellos. Más aún, identificar y analizar aspectos que permitan conocer características del estudiante como su estilo de aprendizaje, requiere que los profesores adquieran ciertas habilidades particulares.

Una estrategia para abordar este reto ha sido la incorporación al proceso de enseñanza-aprendizaje de herramientas tecnológicas capaces de generar un modelo del estudiante a partir de monitorear su comportamiento así como de crear ambientes de aprendizaje personalizados a partir de éste (Corbett, Koedinger, & Anderson, 1997; Graesser, Conley, & Olney, 2012). Sin embargo, el desarrollo de una plataforma de aprendizaje centrada en el estudiante requiere incorporar mecanismos que son diseñados con base en: (a) el tópico particular que se pretende enseñar, (b) las competencias, habilidades y estados cognitivos y afectivos que requiere o usualmente presenta el es-

tudiante de dicho tópico y (c) las estrategias y componentes didácticos que facilitan su enseñanza y aprendizaje (Feldman et. al., 2014).

Una solución para crear ambientes de aprendizaje centrados en el estudiante es mediante la construcción de un ILE (Entorno de Aprendizaje Inteligente, por sus siglas en inglés). Algunos ejemplos de estos entornos son los ITS (Sistemas Tutores Inteligentes, por sus siglas en inglés) y los AEHS (Sistemas Adaptativos Educativos Multimedia, por sus siglas en inglés); en este sentido, incluir un mecanismo para la identificación del estilo de aprendizaje de los usuarios de un ILE es crucial para que dicha plataforma sea capaz de entender y adaptarse a la forma en que los usuarios logran sus objetivos de aprendizaje.

En los trabajos relacionados a la identificación automática de estilos de aprendizaje el modelo Felder es el más referenciado. El 70% de los 27 trabajos revisados en Feldman et al. (2014) lo utilizaron. Una razón puede ser el hecho de que este instrumento cuenta con estudios de validez y consistencia interna con resultados aceptables.

Es importante mencionar que no todas las dimensiones fueron consideradas en algunos trabajos basados en el modelo Felder. Por ejemplo en Crockett et al. (2011) solo consideran las dimensiones de percepción y entendimiento; en Carver et al. (1999); Zatarain-Cabada et al. (2010a,b) la dimensión de procesamien-

to no fue considerada y finalmente en García et al. (2007,2008), Villaverde et al. (2006) y Yannibelli et al. (2006) la dimensión de entrada no fue detectada (Feldman et. al., 2014).

El instrumento asociado a la medición de estilos con base en el modelo Felder es el Índice de Estilos de Aprendizaje (ILS por sus siglas en inglés). Según Feldman et al. (2014) este instrumento se ha utilizado en la identificación automática de estilos de aprendizaje con dos objetivos diferentes: 1) para inicializar el modelo de usuario lo cual permite que el entorno inteligente de aprendizaje adapte la instrucción desde el principio de la sesión de aprendizaje y 2) para evaluar el desempeño del mecanismo para la identificación automática de estilos de aprendizaje.

Por otra parte, una de las dificultades a las que se enfrentan los estudiantes de educación superior en las carreras asociadas a las ciencias de la computación e informática, es el aprendizaje de Algoritmos Computacionales (Gomes & Mendes, 2007; Jenkins, 2002; Moroni & Señas, 2005). El curso de Algoritmos Computacionales tiene el objetivo de desarrollar en los estudiantes universitarios habilidades fundamentales para el análisis, formulación y solución de problemas. Este curso es de importancia ya que representa el primer contacto de los estudiantes con la programación de computadoras. Así mismo, provee los fundamentos necesarios para que el estudiante sea capaz de diseñar y construir programas computacionales más

complejos usando diferentes lenguajes de programación.

En particular, con base en la experiencia de los profesores que imparten Programación I en la carrera de Ingeniero en Software en el Instituto Tecnológico de Sonora, se estima que algunas de las causas que dificultan el aprendizaje de Algoritmos Computacionales en estudiantes universitarios son derivadas del modelo de educación tradicional implementado en las instituciones de educación superior, en el cual como se explicó anteriormente, el proceso de enseñanza-aprendizaje concibe como principal actor al docente, minimizando el rol del alumno a un sujeto receptor de información. Además, no toma en cuenta las diferencias de cada estudiante, reconociendo sus diferentes contextos, intereses, maneras de aprender y gustos, que permitan desarrollar en cada uno de ellos su máximo potencial (UNESCO, 2014).

El aprendizaje de Algoritmos Computacionales implica el desarrollo de la capacidad de análisis, comprensión y resolución de problemas, aparte de la necesidad del estudiante de aprender conceptos relacionados al desarrollo de algoritmos. Esto demanda un proceso de enseñanza-aprendizaje que provea una atención personalizada al estudiante debido a que: (a) usualmente este curso se imparte en los primeros semestres de la carrera, (b) los estudiantes ingresan con perfiles diferentes (algunos tienen estudios de nivel medio superior en contabilidad o administración), y (c) cada estudiante tiene un

ritmo y estilo de aprendizaje diferente. Sin embargo, debido a restricciones presupuestales, de infraestructura y recurso humano, los grupos de estudiantes que se forman en las instituciones de nivel superior son numerosos, lo que hace complejo generar ambientes de aprendizaje personalizados que permitan desarrollar en los estudiantes las habilidades necesarias para el estudio de Algoritmos Computacionales.

En este sentido se plantea la necesidad de generar un entorno de aprendizaje centrado en el estudiante mediante la integración de herramientas tecnológicas al proceso de enseñanza aprendizaje de algoritmos computacionales. La primera fase en el desarrollo de un entorno de aprendizaje centrado en el estudiante consiste en la implementación de un mecanismo que permita caracterizar a los estudiantes.

Una de las estrategias más comunes en la caracterización de estudiantes es el uso de cuestionarios para la identificación de los estilos de aprendizaje. Sin embargo, este método ha sido sujeto de algunas críticas (Feldman et. al, 2014): llenar un cuestionario es una tarea aburrida que requiere trabajo adicional de los estudiantes dado que algunos tienen más de 100 preguntas, los alumnos pueden tender a elegir respuestas arbitrariamente si no están conscientes de la importancia o los usos futuros del cuestionario, los respondientes puede ser influenciados por la forma en que los cuestionarios son formulados, lo que puede llevarlos a dar

respuestas percibidas como más apropiadas, los cuestionarios asumen que los estudiantes están conscientes de sus preferencias de aprendizaje, pero éste no es siempre el caso y finalmente, los estilos de aprendizaje pueden variar a lo largo del tiempo.

Mejorar la calidad de la educación superior no es tarea fácil, es por ello que se pretende por medio de esta investigación robustecer la tecnología educativa con potencial de propiciar entornos de aprendizaje centrados en el estudiante, dando respuesta a la siguiente pregunta: ¿De qué manera los rastros de comportamiento almacenados por un LMS permiten caracterizar a los estudiantes con base en sus estilos de aprendizaje? En ese sentido el objetivo del estudio es desarrollar un modelo para identificar estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior mediante el análisis de rastros de comportamiento en un LMS abierto.

DESARROLLO

Metodología

Esta investigación por su alcance es pre-experimental con un diseño metodológico correlacional de tipo transversal.

En este estudio la población está representada por 84 estudiantes de una universidad del noroeste de México que cursan el primer semestre de la carrera de Ingeniero en Software. La elección de la muestra se realizó de manera no proba-

bilística por conveniencia debido al acceso que se tiene a los grupos. Para la selección de la muestra se definieron los siguientes criterios de inclusión: ser estudiantes de nuevo ingreso de la carrera de Ingeniero en Software y estar inscritos en el curso de Algoritmos Computacionales. La muestra es de 75 estudiantes.

El procedimiento seguido para el estudio consta de cinco pasos. Primero se implementó un curso en LMS abierto que permitiera medir características relevantes en la identificación de estilos de aprendizaje. Después se generó un modelo de estudiante basado en el comportamiento y estilos de aprendizaje. Posteriormente, se identificó la relación entre el comportamiento de estudiantes mientras usan

un LMS abierto y su estilo de aprendizaje. Finalmente se generó un modelo de clasificación basado en árbol de decisión autogenerado y se validó la precisión del mismo.

Para recoger información relacionada con los estilos de aprendizaje de los estudiantes se utilizó la técnica de cuestionario. Se utiliza el instrumento de Felder y Soloman (1997) Índice de Estilos de Aprendizajes (ILS, por sus siglas en inglés). Este cuestionario consta de 44 preguntas; 11 para cada una de las cuatro dimensiones del modelo de estilos de aprendizaje Felder (ver Figura 1). Cada una de los reactivos tiene dos opciones de respuesta mutuamente excluyentes.

VARIABLE	DIMENSIONES	INDICADORES	CATEGORIAS		REACTIVOS
	Procesamiento-Activo: Describe la forma en que la información percibida se convierte en conocimiento	Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	Probarlas	Pensar en ellas	1. Entiendo las cosas mejor después de:
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	Hablar del tema	Pensar en el tema	5. Cuando estoy aprendiendo algo nuevo me ayuda
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	participar contribuyendo con ideas.	sentarme y escuchar	9. Cuando trabajo en un grupo de estudio con materias difíciles, prefiero
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	llegué a conocer a muchos de los estudiantes.	Paramente llegué a conocer a muchos de los estudiantes.	13. En las clases que he recibido
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	empezar inmediatamente a trabajar en la solución.	tratar primero de entender totalmente el problema	17. Cuando abordo un problema prefiero
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	en un grupo	solo	21. Prefiero estudiar
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	probar las cosas	pensar sobre cómo voy a hacerlas	25. Prefiero primero
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	algo que he hecho.	algo sobre lo que he pensado mucho.	29. Recuerdo más fácilmente
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	tratar de pensar en él con los demás miembros del grupo aportando ideas	tratar de pensar en él individualmente y luego reunirme con el resto del grupo para comparar ideas	33. Cuando tengo que trabajar en un proyecto en grupo, primero quiero
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	extrovertido.	reservado	37. Prefiero que me considere
	Preferencia a trabajar en equipo o solos	me parece buena	no me parece buena	41. La idea de hacer trabajo en grupo, con una calificación única para todo el grupo	

Figura 1. Operacionalización de la dimensión procesamiento del ILS

Fiabilidad y validez

La confiabilidad del ILS se calculó a través de coeficientes de correlación por test-retest para las cuatro escalas del instrumento. Como se puede apreciar en la Tabla 1, se encontró que varía entre .7 y .9 para un intervalo de cuatro semanas entre la administración del primer test y el otro; y entre .5 y .8 para intervalos de siete y ocho meses. Todos los coeficientes fueron significativos en el nivel de .5 y mejor en muchos casos. El coeficien-

te de alfa de Cronbach fue aún mayor que el valor de .5 del criterio establecido para encuestas de actitud en tres de cuatro estudios, y fue mucho mayor el valor para casi toda la dimensión global/ secuencial en el cuarto estudio como se muestra en la Tabla 2. Zywno y Livesay (2003, 2002, referenciados por Felder & Spurlin, 2005) concluyeron que los datos de confiabilidad y validez justifican que el ILS de Felder y Silverman se defina como un instrumento conveniente para medir los estilos de aprendizaje.

Tabla 1.

Coefficientes de correlación Test-Retest

Δt	A-R	S-N	Vs-Vb	Sq-G	N	Reference
4 wk.	0.804**	0.787**	0.870**	0.725**	46	Seery <i>et al.</i> [33]
7 mo.	0.73*	0.78*	0.68*	0.60*	24	Livesay <i>et al.</i> [30]
8 mo.	0.683**	0.678**	0.511**	0.505**	124	Zywno [43]

* $p < .05$ ** $p < .01$.

Fuente: *Tomado de Felder y Spurlin (2005)*

Tabla 2.

Coefficientes Alfa de Cronbach

A-R	S-N	Vs-Vb	Sq-G	N	Source
0.56	0.72	0.60	0.54	242	Livesay <i>et al.</i> [30]
0.62	0.76	0.69	0.55	584	Spurlin [46]
0.51	0.65	0.56	0.41	284	Van Zwanenberg <i>et al.</i> [45]
0.60	0.70	0.63	0.53	557	Zywno [43]

Fuente: *Tomado de Felder y Spurlin (2005)*

Procesamiento de datos

El procesamiento de datos se basó en una adaptación de la metodología llamada Descubrimiento del conocimiento en bases de datos (KDD). Dicha metodología consiste en convertir datos de bajo nivel en conocimiento de alto nivel (Pérez, 2014). Se valoró la distribución de las variables utilizando pruebas de normalidad, se evaluaron las correlaciones entre comportamiento y estilo usando r de Spearman ya que los datos no presentaron un comportamiento normal. Finalmente se utilizó la técnica de minería de datos de árbol autogenerado para la obtención de un árbol de decisión. Para el análisis de datos uso IBM SPSS Statistics versión 23 para PC, Rapid Miner Studio y Weka 3.6 para la aplicación de algoritmos de minería de datos.

RESULTADOS

Valoración de la distribución de las variables

Las variables de comportamiento monitoreadas en Moodle que presentan normalidad utilizando como criterio el sesgo y curtosis de -2 a 2 son: EjerciciosVisitados, EjerciciosEnviados, MaterialesGraficos, NumeroLogins, LoginsNoche (ver Tabla 3). Se utilizó el mismo criterio para determinar si los datos se distribuyen normalmente en los puntajes de estilos aprendizaje obtenidos de la aplicación del instrumento ILS (ver Tabla 4). En éstos las cuatro variables de estilos de aprendizaje mostraron una distribución normal.

Tabla 3.

Valoración de la distribución de las variables de comportamiento monitoreadas en Moodle

Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle	Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle	Máximo	Media	Desviación estándar	Asimetría	Curtosis
EjemplosVistos	0	14	1.52	2.852	3.136	10.528
EjerciciosVisitados	0	395	111.19	109.037	.783	-.434
EjerciciosEnviados	0	47	10.85	10.901	.837	.076
MaterialesVistos	0	94	15.21	19.710	2.169	5.273
MaterialesTexto	0	83	12.33	17.048	2.175	5.284
MaterialesGrafico	0	15	2.88	3.728	1.515	1.851
OutlinesVistos	0	38	3.69	7.556	2.851	8.602

NumeroLogins	11	145	44.01	32.841	1.285	1.151
LoginsMañana	1	46	9.40	7.009	2.394	10.189
LoginsTarde	0	116	26.60	24.538	1.532	2.874
LoginsNoche	0	25	8.01	6.671	1.191	.601
VisitasForo	0	15	1.58	3.354	2.207	4.190
ParticipacionForo	0	1	.16	.373	1.855	1.484

Tabla 4.

Valoración de la distribución de los puntajes de estilos aprendizaje obtenidos de la aplicación del instrumento ILS

Variabes de comportamiento o monitoreadas en Moodle	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar	Asimetría	Curtosis
Act-Ref	-9	9	-.88	4.669	.265	.668
Sen-Int	-11	11	-1.90	4.380	.168	.108
Vis_Verb	-11	9	-3.39	4.764	.487	.311
Sec-Glo	-9	9	-.52	3.323	.240	.300

Nota: Act-Ref = activo-reflexivo; Sen-Int = sensitivo-intuitivo; Vis-Verb = visual-verbal; Sec-Glo = secuencial-global.

Transformaciones

Se calcularon variables de agrupación utilizando cuartiles para cada una de las variables monitoreadas en Moodle; excepto EjemplosVistos, OutlinesVistos, VisitasForo y ParticipaciónFoto para las cuales usaron valores de uno y cero para presencia/ausencia de la actividad.

Correlaciones

El análisis correlacional utilizando el coeficiente de Pearson muestra una correlación con un nivel de significancia al .05 entre el estilo secuencial-global y las variables de comportamiento materiales vistos y materiales de texto vistos. Como se aprecia en las tablas 5 y 6 para el resto de las variables las correlaciones no presentan una significancia mínima del .05.

Tabla 5.
Correlaciones entre estilos de aprendizaje Felder-Silverman y las variables de comportamiento monitoreadas en Moodle.

Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle							
Estilos	EjemplosV	EjerciciosV	EjerciciosE	MaterialesV	MaterialesTV	MaterialesGV	OutlinesV
Act-Ref	.059	.068	.047	.041	.015	.147	.201
Sen-Int	.016	-.076	-.078	.040	.026	.097	.206
Vis_Verb	.040	.080	.112	-.008	-.025	.076	-.040
Sec-Glo	-.283*	-.214	-.106	-.278*	-.280*	-.189	-.104

Nota: EjemplosV = ejemplos vistos; EjerciciosV = ejercicios vistos; EjerciciosE = ejercicios entregados; MaterialesV = materiales vistos; MaterialesTV = materiales de texto vistos; MaterialesGV = materiales gráficos vistos; OutlinesV = generalidades del curso visitados; * $p > .05$

Tabla 6.
Correlaciones entre estilos de aprendizaje Felder-Silverman y las variables de comportamiento monitoreadas en Moodle.

Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle						
Estilos	Logins	LoginsM	LoginsT	LoginsN	ForoV	ForoP
Act-Ref	.122	.088	.150	-.044	.108	.180
Sen-Int	-.057	-.008	-.066	-.028	.127	.147
Vis_Verb	.114	.104	.089	.127	-.056	-.066
Sec-Glo	-.142	-.037	-.164	-.056	-.091	-.162

Nota: Logins = accesos a la plataforma; LoginsM = accesos a la plataforma por la mañana; LoginsT = accesos a la plataforma por la tarde; LoginsN = accesos a la plataforma por la noche; ForoV = visitas al foro; ForoP = participaciones en foro. * $p > .05$

Árbol de decisión autogenerado

Utilizando una submuestra de 42 estudiantes se generó un árbol de decisión que clasifica los estilos visual, equilibrado

y sensitivo con una precisión de 76.5% de los casos clasificados correctamente (ver Figura 2 y Figura 3).

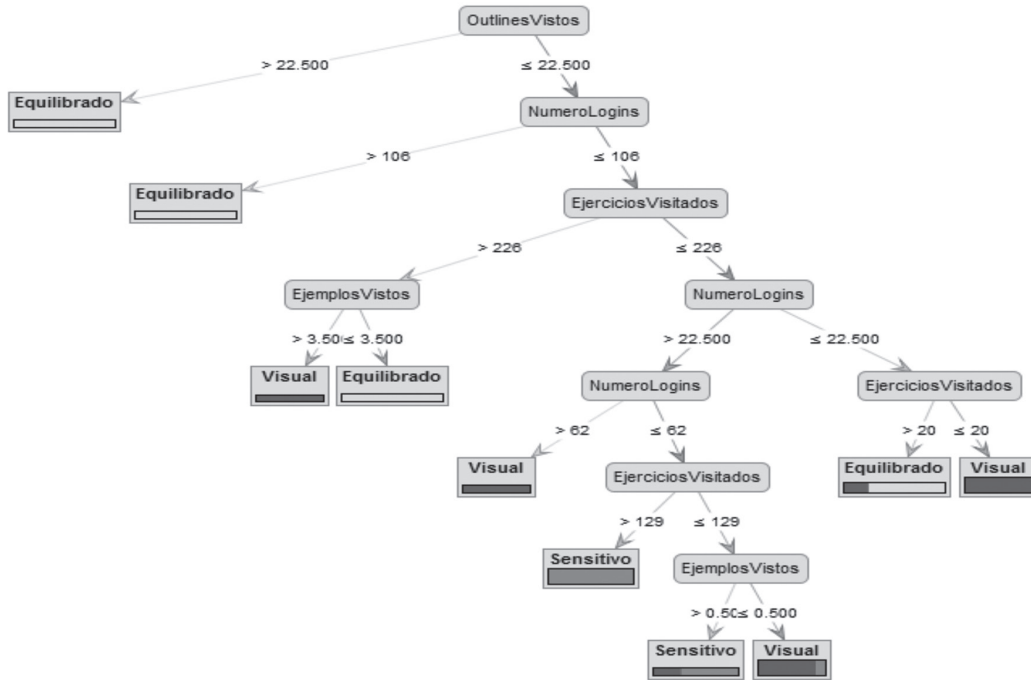


Figura 2. Árbol de decisión con los estilos de aprendizaje más poblados

	true Visual	true Equilibrado	true Sensitivo	class precision
pred. Visual	16	3	3	72.73%
pred. Equilibrado	2	9	0	81.82%
pred. Sensitivo	2	0	7	77.78%
class recall	80.00%	75.00%	70.00%	

Figura 3. Tabla de resultados con los estilos de aprendizaje más poblados

Discusión

Se obtuvo un modelo con un buen porcentaje de precisión en sus predicciones, considerando que el grado de precisión del modelo supera el 70% de casos clasificados correctamente para cada una de las categorías. Sin embargo, este modelo solamente clasifica estudiantes en los tres estilos de aprendizaje con mayor prevalencia en la población de estudio. El hecho de que no todas las categorías de clasificación sean incluidas en el modelo es consistente con trabajos previos relacionados a la identificación automática de estilos de aprendizaje (Latham et al., 2012; Dung & Flores, 2012; Crockett et al., 2011; Bousbia et al., 2010).

Se encontraron correlaciones significativas entre los estilos de aprendizaje secuencial-global y las variables materialesVistos y materialesDeTextoVistos monitoreadas en el LMS. Sin embargo, la evidencia parece sugerir una discrepancia con la conceptualización inicial de los estilos basados en el modelo Felder-Silverman (Felder, 2010; Felder & Silverman, 1988; Felder & Spurlin, 2005). Lo anterior puede deberse a que la teoría de estilos de aprendizaje no fue diseñada para identificar estilos en estudiantes a distancia con las dimensiones propuestas por sus autores.

CONCLUSIONES

El objetivo del estudio fue desarrollar un modelo para identificar estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior mediante el análisis de rastros de comportamiento en un LMS abierto. Este objetivo se cumplió obteniendo un modelo con un grado de precisión superior al 70% de casos clasificados correctamente. La principal contribución de este trabajo es la aportación de un modelo que permite identificar estilos de aprendizaje basado en los datos de comportamiento registrados por un LMS abierto el cual habilita la caracterización de estudiantes con base en su estilo de aprendizaje, sin intervenir con cuestionarios que implican tiempo y esfuerzo que puede ser aprovechado para actividades de aprendizaje. El trabajo futuro se recomienda incluir otros modelos de estilos de aprendizaje así como incrementar la cantidad de estudiantes de la muestra.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Arnové, R. (2009). World-Systems Analysis and Comparative Education in the Age of Globalization. In R. Cowen & A. Kazamias (Eds.), *International Handbook of Comparative Education (Vol. 22, pp. 101-119)*: Springer Netherlands.

Biggs JB (1987). Student approaches to learning and studying. Research Monograph. *Australian Council for Educational Research Ltd., Radford House, Frederick St., Hawthorn 3122, Australia*

- Bousbia N., Rebaï I., Labat J. & Balla, A. (2010). Analysing the relationship between learning styles and navigation behaviour in web-based educational system. *Knowl Manag E Learn* 2(4):400–421
- Carver CA Jr, Howard R. & Lane W. (1999). *Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles*. I IEEE Trans Educ 42(1):33–38
- Corbett, T., Koedinger, R., & Anderson, R. (1997). *Intelligent tutoring systems. Handbook of human-computer interaction, 849-874*.
- Crockett K. Latham A. Mclean D. Bandar Z. y O'Shea J. (2011). On predicting learning styles in conversational intelligent tutoring systems using fuzzy classification trees. In: *IEEE international conference on fuzzy systems*, pp 2481–2488
- Dabbagh, N. & Kitsantas A. (2012). Personal Learning Environments, social media, and self-regulated learning: A natural formula for connecting formal and informal learning. *The Internet and higher education*, 15(1), 3-8.
- Darling-Hammond, L. (2008). Teacher learning that supports student learning. *Teaching for intelligence*, 2, 91-100.
- Dung P. y Florea A. (2012). A literature-based method to automatically detect learning styles in learning management systems. In: Burdescu DD, Akerkar R, Badica C. (eds) *WIMS*, ACM, p 46
- Felder, R. (2010). Are learning styles invalid? (hint: No!). *On Course NewsL*
- Felder, R. & Silverman, L. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78(7), 674-681.
- Felder, R. & Spurlin, J. (2005). Applications, reliability and validity of the index of learning styles. *International journal of engineering education*, 21(1), 103-112. Recuperado de [https://wss.apan.org/jkol/mls/Learning%20Content/ILS_Validation\(IJEE\).pdf](https://wss.apan.org/jkol/mls/Learning%20Content/ILS_Validation(IJEE).pdf)
- Feldman, J., Monteserin, A., & Amandi, A. (2014). Automatic detection of learning styles: state of the art. *Artificial Intelligence Review*. doi: 10.1007/s10462-014-9422-6
- García P., Amandi A., Schiaffino S. y Campo M. (2007). Evaluating bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. *Comput Educ* 49(3):794–808
- García P. Schiaffino SN. y Amandi A. (2008). An enhanced bayesian model to detect students learning styles in web-based courses. *J Comput Assist Learn* 24(4):305–315. doi:10.1111/j.1365-2729.2007.00262.x
- Gardner, H. (1993). *Inteligencias Múltiples*. Barcenola, España: Paidós.
- Giraffa, L., Nunes, M., & Viccari, R. (1997). Multi-ecological: an learning

- environment using multi-agent architecture. *Multia-Agent System: Theory and Application Proceedings*.
- Gomes, A., & Mendes, A. J. (2007). Learning to program-difficulties and solutions. *Paper presented at the International Conference on Engineering Education-ICEE*.
- Graesser, A. C., Conley, M. W., & Olney, A. (2012). *Intelligent tutoring systems*.
- Hannafin, M. J., Hill, J. R., & Land, S. M. (1997). Student-Centered Learning and Interactive Multimedia: Status, Issues, and Implications. *Contemporary Education*, 68(2), 94-97.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2010). *Metodología de la investigación*. México: Editorial Mc Graw Hill.
- Jegatha Deborah, L. (2014). *Intelligent agent based learning and evaluation system using learning styles identification*.
- Jenkins, T. (2002). On the difficulty of learning to program. *Paper presented at the Proceedings of the 3rd Annual Conference of the LTSN Centre for Information and Computer Sciences*.
- Kolb, D. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development* (Vol. 1): Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.
- Latham A., Crockett K., McLean D. & Edmonds B. (2012). A conversational intelligent tutoring system to automatically predict learning styles. *Comput Educ* 59(1):95-109
- Mora-Torres, M., Laureano-Cruces, A. L., & Velasco-Santos, P. (2011). Estructura de las emociones dentro de un proceso de enseñanza-aprendizaje. *Perfiles educativos*, 33, 64-79.
- Moroni, N., & Señas, P. (2005). Estrategias para la enseñanza de la programación. *Paper presented at the I Jornadas de Educación en Informática y TICs en Argentina*.
- Narro, J., Martuscelli, Q. & Jaime, E. (2012). *Plan de diez años para desarrollar el Sistema Educativo Nacional*. Recuperado de <http://www.planeducativonacional.unam.mx>
- Pérez, M. (2014). *Minería de datos a través de ejemplos*. Madrid, España: RC Libros.
- Rodríguez, L.-F., & Ramos, F. (2012). *Computational models of emotions for autonomous agents: major challenges*. *Artificial Intelligence Review*, 1-29.
- Rodríguez, L.-F., & Ramos, F. (2014). *Development of Computational Models of Emotions for Autonomous Agents: A Review*. *Cognitive Computation*, 1-25.
- Spring, J. (1998). *Education and the Rise of the Global Economy*: L. Erlbaum Associates.

Stephenson, J., & Yorke, M. (2013). *Capability and quality in higher education: Routledge*.

UNESCO. (2014). *Enfoques Estratégicos sobre las TIC en Educación en América Latina y el Caribe*. Chile.