

INSTRUMENTO DE ANÁLISIS PARA ESTILOS DE APRENDIZAJE ASOCIADO A LA PERSONALIZACIÓN EDUCATIVA EN PLATAFORMAS VIRTUALES

ANALYSIS INSTRUMENT FOR LEARNING STYLES ASSOCIATED WITH EDUCATIONAL PERSONALIZATION ON VIRTUAL PLATFORMS

N. Rigaud Téllez¹
R. Blanco Bautista²

RESUMEN

Con la educación a distancia ha quedado patente que sistemas para la gestión del aprendizaje (LMS) presentan grandes ventajas en el manejo, entrega y medición de la formación educativa. Sin embargo, en LMS se proporcionan mismos cursos para todo el alumnado, sin tomar en cuenta necesidades individuales. Una tendencia es el aprendizaje personalizado para la innovación educativa y uso eficiente de tecnologías, que destaca la importancia de adaptación, al proporcionar objetos de aprendizaje en formatos de presentación que ajustan a necesidades específicas de alumnos, lo cual favorece la priorización de objetivos y el compromiso con el aprendizaje. Un requerimiento para la personalización es el análisis de estilos de aprendizaje y comportamiento en un LMS. El objetivo es desarrollar un instrumento que permita visualizar en forma objetiva, la distribución de estudiantes de Ingeniería, con respecto a su comportamiento en un LMS, con el propósito de identificar sus estilos de aprendizaje para adecuar a cada categoría, el concepto de personalización. Con base en el modelo teórico de Felder-Silverman y teorías cognitivas de aprendizaje se desarrolló un instrumento soportado por un diseño estadístico, aplicado a 150 estudiantes de carreras de ingeniería. Los resultados distinguen preferencias de uso efectivo de objetos de aprendizaje y la característica favorecida del estilo, lo cual es fundamental para desarrollar un enfoque automático en el diseño de cursos en línea.

ABSTRACT

Learning management systems have great advantages in the management, delivery, and measurement of educational training for online education. However, an LMS delivers same courses for all students, without to take in a count their individual needs. A trend is personalized learning for educational innovation and efficient use of technologies. This trend emphasizes the importance of adaption in terms of providing learning objects and their presentation formats that fit to the specific needs of students, favoring prioritization of objectives, and learning commitment. As a requirement for implementing the concept of personalization, learning styles and behavior in an LMS must be investigated. The objective is to develop an instrument that allows to objectively visualize the distribution of Engineering students during an online course in an LMS regarding their behavior, with the purpose of identifying their learning styles and adapting the concept of personalization to each category, contributing to academic success. Based on the Felder-Silverman theoretical model and cognitive learning theories, an instrument supported by a statistical design was developed, and applied to 150 engineering students. Results allowed distinguishing preferences for the effective use of learning objects and favored features, that serves as a basis to develop an automatic approach to design online courses.

ANTECEDENTES

La educación superior se encuentra en un proceso de transformación digital, que se concibe como un ecosistema centrado en el usuario, mediante recursos, herramientas y servicios TI

¹ Profesora de la Facultad de Estudios Superiores Aragón. Universidad Nacional Autónoma de México.
nerigaud@unam.mx

² Profesor de la Facultad de Estudios Superiores Aragón. Universidad Nacional Autónoma de México.
robertoblancobautista@gmail.com

que cubren el ciclo de vida de estudiantes e impulsan la colaboración, el aprendizaje activo, la investigación y la creación.

La pandemia ha apresurado a las universidades a una docencia en línea con una tendencia a una enseñanza más flexible. Esta situación ha puesto de manifiesto la presencia de un perfil más heterogéneo de estudiantes, y también ha exacerbado desigualdades e inequidades reconociendo que, en la transformación a digital, diseñar experiencias de aprendizaje implica considerar necesidades individuales de los estudiantes (Curaj *et al.*, 2020).

Al personalizar el modo, contenido o grado de instrucción, más allá de una “talla única para alumnos de un grupo”, y de acuerdo con las características del estudiante como individuo, se requiere una adaptación ajustada y yuxtapuesta con la instrucción tradicional.

El problema inicial se encuentra en que a pesar de contar con grupos cada vez más numerosos, es necesario considerar el contexto individual del estudiante. Los Sistemas de Gestión de Aprendizaje (LMS) como Classroom, Moodle y Blackboard proporcionan muchas características para administrar y crear cursos, en este sentido, son muy exitosas en el mundo de educación a distancia, pero proporcionan muy poco sobre el concepto de aprendizaje personalizado.

Con un LMS no es claro cómo favorecer la personalización para un éxito académico. Asimismo, la deserción de estudiantes en cursos en línea (Ruíz *et al.*, 2017), cuando no cuentan con un tutor personalizado, varía del 19% al 90%, con una media del 40% (Acuña, 2019).

Esto conlleva, al centrar la investigación, en distinguir el comportamiento del estudiante en cursos en línea y su aprovechamiento con objetos de aprendizaje, con la pregunta de investigación ¿Cómo se debe llevar a cabo un análisis sobre el comportamiento de estudiantes de ingeniería en un LMS, con respecto a sus estilos de aprendizaje, para un mejor aprovechamiento?

El objetivo es desarrollar un instrumento que permita visualizar en forma objetiva la distribución de estudiantes de Ingeniería, con respecto a su comportamiento en línea, en un LMS (navegación y solución de objetos educativos), con el propósito de identificar sus estilos de aprendizaje para adecuar a cada categoría, el concepto de personalización, que coadyuve al éxito académico.

Dado que la pandemia se presentó e irrumpió en forma abrupta, y obligó a todos los sistemas educativos a trabajar con recursos digitales en línea, a lo cual ni docentes, ni alumnos necesariamente contaban con tal experiencia, se llevaron a cabo las clases de manera similar a como se llevan en forma presencial, lo que ocasiona inquietudes entre la comunidad universitaria, con consecuencias menguantes en la efectividad de los cursos.

Esto cimentó la necesidad de desarrollar el instrumento de análisis con tres componentes de interés (1) la identificación de estilos de aprendizaje mediante el Inventario de Felder-Silverman, (2) el comportamiento de estudiantes y estilos de aprendizaje, a través de detectar

características y preferencias profesionales que promuevan el desarrollo del estudiante acordes a su particular estilo de aprendizaje y (3) el diseño de objetos de aprendizaje.

Con el fin de validar la efectividad del instrumento desarrollado, se realizó un estudio en la plataforma de Classroom, en el cual estudiantes de carreras de ingeniería de una universidad pública en el Estado de México, realizaron su curso durante el segundo semestre del 2020.

Se analizó si los alumnos con diferentes estilos de aprendizaje actúan de forma diferente en un curso en línea. Dado que un LMS proporciona el mismo curso para cada estudiante, esto funcionó como un catalizador para distinguir sus diferencias de modos de aprendizaje. Los resultados mostraron que estudiantes con diferentes preferencias se distinguen en un curso. También se investigó la dirección de la característica favorecida del estilo, en relación con el material de estudio proporcionado.

El estudio se limitó a analizar el comportamiento de 150 estudiantes de las carreras de Ingeniería en Computación, Industrial y Mecánica, para la asignatura de Métodos Numéricos, ya que, representa una disciplina en donde se estudian métodos y algoritmos que proporcionan la formulación cuantitativa de relaciones funcionales que existen entre variables, lo cual da pie a mostrar diferentes formatos en texto, video, audio, software y gráficos congruentes con el objetivo planteado (Baist *et al*, 2019).

El valor del estudio permite determinar necesidades en el proceso de desarrollo de un curso a distancia, al proporcionar características para cada estilo de aprendizaje que responde al concepto de personalización. Esto es, la idea de personalizar un curso en línea que se adapta a las necesidades del individuo, rendirá mejores resultados educacionales al proporcionar una pedagogía efectiva, instrucción y soporte, a través de contenidos digitales que, cuando emplean instrumentos para analizar atributos de estudiantes como sus conocimientos, requisitos, preferencias, expectativas, necesidades y otros aspectos referidos a estilos de aprendizaje, se hacen acordes al desarrollo de habilidades diversas (Al-Khanjari, 2018) .

METODOLOGÍA

En referencia al marco teórico, por educación personalizada se entiende el ajuste basado en datos de cualquier práctica instruccional, adaptado a las características relevantes del aprendiz (todas las variables en los resultados del aprendizaje), mediante varias:

- a. Evaluación inicial sobre las características del estudiante, que son relevantes para el proceso de aprendizaje específico, con el objetivo de establecer un modelo de estudiante.
- b. Diseño instruccional, se trata de unidades instruccionales que forman o facilitan el objetivo global de aprendizaje.
- c. Evaluación del progreso, usando información desde el desempeño de actividades hasta la actualización del modelo del estudiante, basado en el progreso del material a ser aprendido etapas (El Guabassi *et al.*, 2018).

Esto denota que, en la evaluación inicial, se tome en cuenta el concepto de personalización en ambientes digitales, que conlleva a la adaptación de materiales instruccionales que se ajusten al estilo de aprendizaje del estudiante. De ahí que, por estilos de aprendizaje se refiere

a las características cognitivas, emocionales y psicológicas, que se emplean para reconocer cómo los alumnos comprenden conceptos e interactúan con ambientes de aprendizaje.

Existen diferentes modelos y el de Felder-Silverman se ha reconocido como apropiado para sistemas educativos basados en cómputo, en el que se distinguen preferencias en cuatro dimensiones (Graf & Kinshuk, 2008):

La primera dimensión distingue entre una forma de procesar la información de manera activa/reflexiva. El estilo activo se refiere a perfiles que comprenden mejor la información cuando realizan y trabajan activamente con el material de aprendizaje. Por ejemplo, trabajar en grupos, discutir material, ensayar, explicar información, etc. En contraste, el estilo reflexivo se refiere a perfiles que prefieren pensar y reflexionar acerca de un material.

La segunda dimensión cubre el aprendizaje sensorial versus el intuitivo. Los estudiantes con una tendencia sensorial tienden a aprender hechos y procedimientos de materiales concretos. Son pacientes con detalles y cuidadosos con su trabajo. Más aún, tienden a ser prácticos y relacionan materiales aprendidos en el mundo real. En tanto, los estudiantes intuitivos prefieren aprender material abstracto. Están orientados a las teorías. Trabajan bien con abstracciones y formulaciones matemáticas. Les gusta innovar y determinan con facilidad relaciones entre conceptos. Esta segunda dimensión difiere de la primera, en que la segunda trata con fuentes preferidas de información, y la primera dimensión cubre el proceso de transformar la información percibida, en conocimiento.

La tercera dimensión, visual/verbal se diferencia entre alumnos que recuerdan mejor lo que hayan visto, por ejemplo, diagramas de flujo, esquemas, dibujos. Los verbales obtienen más de las representaciones textuales, independientemente del hecho que sean escritas o habladas.

En la cuarta dimensión, los alumnos se caracterizan por su tipo de comprensión. Los secuenciales aprenden por pequeños pasos incrementales, de ahí que su proceso de aprendizaje sea lineal. Tienden a seguir pasos lógicos para encontrar soluciones. En contraste, los perfiles globales usan un proceso de pensamiento holístico y aprenden a grandes pasos. Tienden a aprender nuevos materiales casi al azar, visualizando la totalidad. Son capaces de resolver problemas complejos y de integrar “cosas” de manera innovadora.

Con base en lo mencionado en párrafos anteriores, para el diseño y desarrollo del instrumento de análisis, primero, se analizó si los estudiantes con distintos estilos de aprendizaje, más precisamente con diferentes preferencias del Inventario de Estilos de Aprendizaje, actúan diferente en un LMS. Segundo, se determinó la dirección de la característica favorecida con relación al objeto de aprendizaje.

Más específicamente, cuatro partes constituyen el estudio que corresponde al desarrollo del instrumento, como se aprecia en la Figura 1.

En la Figura 1, la parte (1) contiene el diseño de objetos de aprendizaje, como una secuencia con cuatro niveles jerárquicos: conceptos, operaciones, acciones y actividades. Esto con base en la Teoría Cognitiva del Aprendizaje (Curaj *et al.*, 2020).

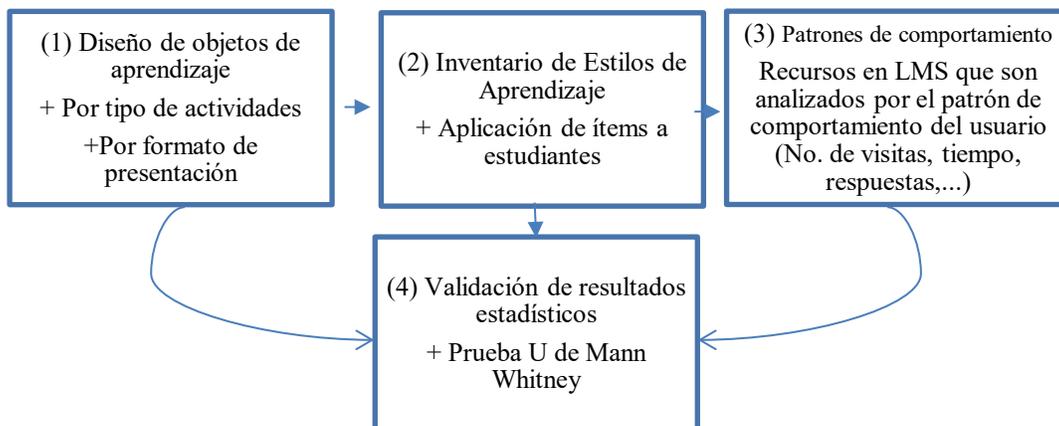


Figura 1. Instrumento de análisis de comportamiento

De la Figura 1, se generaron 55 recursos para cada tema de Métodos Numéricos, con diferentes formatos de presentación, esto es, video, audio, notas en pdf, software educativo y recursos en html, con una estructura como la indicada en la Tabla 1.

Tabla 1. Ejemplo de organización de contenidos adaptativos y mecanismos pedagógicos

Tópico	Formatos (mp4, pdf, html, exe)	Objetos de aprendizaje	Efectos de aprendizaje
Ecuaciones algebraicas y trascendentes	Materiales, ejemplos, foros, software ejecutable, videos, recursos, enlaces	Conceptos Operaciones Acciones Actividades	Puntuación por rúbricas de fluidez: Coherencia y rapidez
Sistemas lineales			
Interpolación			
Integración numérica			
Ecuaciones diferenciales			

Con la estructura de la Tabla 1, se proporcionaron materiales a los usuarios. La primera parte de cada tópico de Métodos Numéricos corresponde a una síntesis teórica del tema en cuestión. Se presentan ejemplos, luego se encuentran objetos de aprendizaje que incluyen foros de discusión. Al final de cada recurso, existen pruebas que tienen el objetivo de reforzar los contenidos de aprendizaje. A cada recurso, se le asoció un mecanismo de seguimiento tales como: visitas y ubicación asociado al nombre del estudiante, cambios de respuestas en los ejercicios y pruebas. Algunos recursos públicos se encuentran disponibles en:

<https://www.aragon.unam.mx/fes-aragon/#!/oferta-academica/ciencias-fisico-matematicas-y-de-las-ingenierias> "material de apoyo a la docencia"

<https://sites.google.com/view/tutorial-metodos-numericos/página-principal?authuser=0>

Para que cada tópico se considerase como aprobado, los estudiantes debían pasar al menos el nivel jerárquico 3, de acciones que se refiere a resolver problemas en diversos contextos.

(2) La aplicación del Inventario de Estilos de Aprendizaje, con 44 ítems desarrollados por Felder y Soloman (2007), el cual se aplicó al inicio del curso, en el segundo semestre del 2020. El alcance del análisis del comportamiento fue de 150 alumnos de las carreras de Ingeniería en Computación, Industrial y Mecánica, quienes participaron en el experimento de forma voluntaria para la asignatura de Métodos Numéricos. El instrumento permitió identificar preferencias personales basadas en Felder y Soloman (2007). La aplicación del inventario permitió investigar el comportamiento de los estudiantes durante el curso con respecto a sus estilos de aprendizaje. Estas preferencias se expresan con valores entre +11 y -11, por dimensión. Cuando se contesta una pregunta, por ejemplo, con una preferencia a la dimensión activa, se agrega +1 a esa dimensión, lo cual consecuentemente, representa un decremento por 1, en la dimensión reflexiva.

(3) Esta parte busca distinguir diferentes patrones de comportamiento de usuarios en Classroom, tales como, preferencias de navegación, secuencia en la cual estudiantes visitaron partes específicas del curso y, en general, trayectorias para resolver exitosamente un objeto de aprendizaje.

(4) La aplicación de la prueba U de Mann Whitney (Al-Khanjari, 2018) permitió identificar diferencias significativas de comportamiento en un curso en línea, para las respuestas del instrumento de Felder, considerando que los estudiantes se dividen en grupos que mejor los identifica por sus estilos de aprendizaje.

Con la prueba se trata de contrastar la probabilidad de que una observación correspondiente a una población que pertenece a una dimensión del Inventario de Estilos de Aprendizaje supere una observación de la población que pertenece a otra dimensión del Inventario, en esa misma categoría. Esto da una base para la personalización del aprendizaje.

RESULTADOS

El análisis mostró resultados no concluyentes para la dimensión activo/ reflexivo, esto es, los estudiantes de la muestra presentan una forma balanceada de esta dimensión. Adicionalmente, como comprobación, se aplicó la prueba Kolmogorov–Smirnov para distinguir si en el resto de las dimensiones había independencia de la muestra, lo que permitió determinar patrones de datos no distribuidos normalmente.

Con el resto de las dimensiones, sí fue posible identificar diferencias significativas entre cada dimensión, en términos de diferentes estilos de aprendizaje, de acuerdo con su actuación en un LMS.

En las pruebas U de Mann Whitney, para las dimensiones sensorial/intuitivo, visual/verbal y secuencial/global se tomó un nivel de significancia $p < 0.05$ y la dirección de la relación d con valores +1 y -1. Esto indica que un alto valor concerniente al patrón se refiere al grupo que contestó en Inventario con +1 y viceversa.

Con lo anterior, se distinguieron las relaciones en donde estudiantes que contestaron el Inventario con una tendencia a un estilo de aprendizaje, también se distinguieron en sus resultados manifestados en el LMS. A continuación, en la Tabla 2, se presentan los resultados

por patrón de comportamiento con los recursos compartidos a los estudiantes (con un mínimo de tres visitas a cada recurso proporcionado).

Nótese de la Tabla 2, que algunas preguntas del Inventario se repiten. Por ejemplo, la pregunta 10, que significa que estadísticamente resultó mejor asociada a los recursos de acciones y preguntas de metacognición. Asimismo, el +1, se refiere a la tendencia positiva de la categoría dominante, como se explica a continuación.

Tabla 2. Resultados de U-test

	Patrón	Pregunta	U-test (p)	D
Sensorial/ Intuitivo	Notas_descargas	26	0.012	-1
	Ejemplos_consultas	2	0.044	+1
	Nivel_conceptos	6	0.011	-1
	Nivel_operaciones	42	0.029	+1
	Nivel_acciones	10	0.014	+1
	Nivel_actividades	38	0-035	+1
	Foro	22	0.001	+1
	Preguntas_reflexión (metacognición)	10	0.021	-1
	Test	42	0.022	+1
	Software educativo	22	0.001	+1
Visual/ Verbal	Notas_descargas	7	0.040	-1
	Ejemplos_consultas	7	0.031	+1
	Nivel_conceptos	15	0.001	-1
	Nivel_operaciones	31	0.045	-1
	Nivel_acciones	23	0.007	+1
	Nivel_actividades	31	0.050	+1
	Foro	3	0.005	-1
	Preguntas_reflexión (metacognición)	11	0.004	-1
	Test	11	0.006	+1
	Software educativo	31	0.036	+1
Secuencial/ global	Notas_descargas	4	0.005	+1
	Ejemplos_consultas	28	0.020	+1
	Nivel_conceptos	44	0.005	+1
	Nivel_operaciones	28	0.020	+1
	Nivel_acciones	4	0.038	+1
	Nivel_actividades	32	0-007	-1
	Foro	20	0.014	-1
	Preguntas_reflexión (metacognición)	44	0.049	-1
	Test	32	0.037	-1
	Software educativo	44	0.010	+1

Los resultados generados en Tabla 2, mostraron una preferencia hacia la dimensión sensorial (65.25%), más que a la intuitiva (34.74%). Los aprendices sensoriales son descritos por Felder & Silverman como estudiantes que prefieren material concreto. Con base en los resultados encontrados, las consultas de ejemplos fueron más estudiadas por los sensoriales, que por los alumnos intuitivos. El perfil dominante tendió a iniciar en forma directa con los ejemplos, y no tanto con las notas en formato pdf.

Esto significa que los estudiantes sensoriales aprovecharon de mejor manera los ejemplos para la resolución de sus actividades de aprendizaje. Otra característica es que los alumnos sensoriales, de acuerdo con el Inventario tienden a ser pacientes y cuidadosos con su trabajo. Al observar los patrones de comportamiento en las pruebas (*tests*), los alumnos con una tendencia sensorial, significativamente, cambiaron con mayor frecuencia sus resultados. Asimismo, pasaron más tiempo en el foro con una mayor participación que los estudiantes intuitivos. Lo anterior se interpreta que, por su interés en el detalle, estos alumnos cambian sus respuestas con mayor frecuencia para clarificar especificaciones. Por lo tanto, es conveniente que estos estudiantes inviertan más tiempo en resolución de actividades.

También se observó que estudiantes con la orientación aplicativa estuvieron más interesados en los materiales prácticos, como el software educativo y en el uso de los materiales aprendidos en el mundo real. Esto denota que la trayectoria de su aprendizaje se ubica primero en la asignación que deben resolver, antes de leer contenidos teóricos.

Sobre la segunda dimensión visual/verbal, se vio favorecido el estilo de aprendizaje visual, en un 68.5%, con una preferencia por gráficos, diagramas de flujo y esquemas. El comportamiento de estudiantes visuales mostró una baja frecuencia de descargas con las notas teóricas, no siendo así su comportamiento con las consultas de ejemplos de los temas de “Solución numérica de funciones algebraicas y trascendentes”. Las consultas menos favorecidas fueron “Interpolación Numérica” y “Ecuaciones diferenciales”, por presentar menor proporción de formatos gráficos.

Los estudiantes visuales consultaron el software educativo, aunque su participación en el foro y sus preguntas de reflexión fueron imprecisas. Esta dimensión es una de las que puede tener un mayor impacto en el aprendizaje por la importante característica de tomar en cuenta la adaptación del formato de presentación.

En la tercera dimensión, secuencial/ global, probablemente por la naturaleza de la asignatura de Métodos Numéricos, la tendencia de los estudiantes fue secuencial, aunque de una forma moderada, esto es 57.59%, ya que, transitaron de un material a otro, paso a paso. Este grupo de estudiantes cubrió todos los test de conocimiento y trataron más a menudo con las notas teóricas, lo que sugiere que comenzaron cada tema por las notas, y actividades, nivel por nivel de complejidad.

Esto significa que estudiantes secuenciales vieron primero las notas, luego los ejemplos, y después desarrollaron los ejercicios, como está recomendada la estructura del curso. El comportamiento puede relacionarse con la dimensión sensorial, en el sentido de una inclinación a detalles.

Consecuentemente, este tipo de estudiantes fue más preciso y cuidadoso al entregar las actividades de aprendizaje. Los estudiantes secuenciales que visitaron con mayor frecuencia los contenidos teóricos muestran un patrón de preferencia al realizar con éxito los objetos de aprendizaje por niveles de complejidad de conocimiento.

Un aspecto de atención es que los alumnos con una preferencia global pasaron más tiempo en pruebas de metacognición y los *tests* de autoevaluación, asimismo, su desempeño fue

mejor en los objetos de nivel de conocimiento más complejo, en donde se requiere desarrollar código y algoritmos.

Los resultados expuestos muestran que el posible impacto en estudiantes con diferentes preferencias por estilos de aprendizaje, actúan en forma particular en un curso en línea. Los estudiantes emplearon diferentes recursos de aprendizaje, con diferente frecuencia y con un desempeño diferente, como se puede apreciar en la siguiente Tabla 3.

Tabla 3. *Síntesis de resultados*

Patrón	Sensorial	Intuitivo	Visual	Verbal	Secuencial	Global
Notas_descargas		✓		✓	✓	
Ejemplos_consultas	✓		✓		✓	
Nivel_conceptos		✓		✓	✓	
Nivel_operaciones	✓			✓	✓	
Nivel_acciones	✓		✓		✓	
Nivel_actividades	✓		✓			✓
Foro	✓			✓		✓
Preguntas_reflexión (metacognición)		✓	✓			✓
Test	✓		✓	✓		✓
Software educativo	✓		✓	✓	✓	

Los resultados del análisis de la Tabla 3, representan una base para ser conscientes sobre las necesidades de estudiantes y las diferentes formas en que estos emplean los objetos de aprendizaje. Se muestran las preferencias de estudiantes con fundamento en sus estilos de aprendizaje. Un LMS proporciona el mismo curso para todos los estudiantes. Sin embargo, estos tienen la posibilidad de usar objetos de aprendizaje de diferentes formas. De manera que, un curso puede ser adaptado para los estilos individuales de cada alumno, lo cual conlleva a determinar fundamentos para la creación de cursos personalizados en línea.

CONCLUSIONES

No es un mito, sino una realidad, que las universidades como muchas otras organizaciones, se están enfrentando a retos por tendencias tecnológicas, tales como, inteligencia artificial, realidad virtual, realidad aumentada, cómputo en la nube, robótica y *big data*, por mencionar las más destacadas, capaces de producir un efecto disruptivo y determinantes en la forma en cómo los estudiantes se implican en su aprendizaje. Estos ejemplos asociados a la transformación digital pueden ser vistos como una forma de proporcionar materiales en línea, en el cual la interacción del usuario con contenidos, formato y presentación, trayectoria y navegación, son determinantes para una educación en línea.

El presente estudio lleva a la posibilidad que se cuente con un análisis sobre las características de estudiantes y sus interacciones. En este sentido, la presente investigación contribuye en el diseño de un instrumento que examina el comportamiento de estudiantes de un curso en línea en un LMS con respecto a sus estilos de aprendizaje.

Al analizar el comportamiento de estudiantes basado en patrones predefinidos, se encontraron resultados significativos, mostrando que estos siguen múltiples trayectorias, indicando que los alumnos con diferentes estilos de aprendizaje, también se comportan

diferente en un curso en línea. En otras palabras, esta investigación contribuye a reconocer las diferencias individuales, al ir más allá de una educación *una talla para todos* y un tipo de tecnología para todos los contextos, al actuar como una recomendación cuando se trata de diseñar cursos en línea con miras de lograr un éxito académico.

Más aún, con base en el análisis realizado y sus resultados, se considera la posibilidad de automatizar el curso, donde la transformación digital, por ejemplo, a través de inteligencia artificial, favorezca a que se detecte el estilo de aprendizaje en un LMS, y el otorgamiento de objetos de aprendizaje, lo cual favorece a la personalización de estudios. Esto podría generar posibilidades de realizar una analítica del aprendizaje, así como realizar mayores estudios de correlación.

El artículo ha sido posible gracias al apoyo recibido de la Dirección General de Asuntos del Personal Académico DGAPA de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), a través del proyecto PAPIME 104221.

BIBLIOGRAFÍA

- Acuña, C. (2019). *La deserción escolar en la educación a distancia*. https://www.researchgate.net/publication/330599406_LA_DESERCION_ESCOLAR_EN_LA_EDUCACION_A_DISTANCIA
- Al-Khanjari, Z. (2018). Applying online learning in software engineering education. En D. Mehdi Khosrow-Pour, *Computer Systems and Software Engineering: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* (págs. 217-231). IGI- Global
- Baist, A., Fadillah, A. & Nopitasari, D. (2019). Students Self-Regulated Learning in Numerical Methods Course using Computational Mathematics Teaching Materials. *Malikussaleh Journal of Mathematics Learning MJML*, Vol. (2), pp. 1-4. <https://ojs.unimal.ac.id/index.php/mjml/article/view/2122>
- Curaj, A., Deca, L., & Pricopie, R. (2020). *European Higher Education Area: Challenges for a New Decade*. Springer. <https://www.springer.com/gp/book/9783030563158>
- El Guabassi, I., Bousalem, Z., Al Achhab, M., Jellouli, I. & El Mohajir, B. E. (2018). Personalized adaptive content system for context-aware ubiquitous learning. *Procedia Computer Science*, Vol. (127), pp. 444-453. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918301546>
- Felder, R., & Soloman, B. (2007). Index of Learning Styles questionnaire. North Carolina State University. <https://www.webtools.ncsu.edu/learningstyles/>
- Graf, S. & Kinshuk (2008). Analysing the Behaviour of Students in Learning Management Systems with Respect to Learning Styles. In M. Wallace, M. Angelides & P. Mylonas (Eds.), *Advances in Semantic Media Adaptation and Personalization*, Vol. 93. (pág. 376). Springer. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-76361_3

Ruíz, E., Jiménez, M. y Montiel, A. (2017). Uso de un sistema experto en la detección de perfiles en estudiantes de ingeniería. *Revista ANFEI Digital, Vol. (4)*, pp. 1-10.
<https://www.anfei.mx/revista/index.php/revista/article/view/405/1052>