



# IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE ESTILOS DE APRENDIZAJE EN ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN SUPERIOR MEDIANTE EL ANÁLISIS DE RASTROS DE COMPORTAMIENTO EN LMS: RESULTADOS PRELIMINARES

Eje temático 5. Trabajos de maestrandos y doctorandos relacionados con educación, tecnologías y virtualidad.

Guillermo Mario Arturo Salazar Lugo, Instituto Tecnológico de Sonora, México. [gsalazar47040@alumno.itson.edu.mx](mailto:gsalazar47040@alumno.itson.edu.mx)

Ramona Imelda García López, Instituto Tecnológico de Sonora, México. [imelda.garcia@itson.edu.mx](mailto:imelda.garcia@itson.edu.mx)

Jesús Tánori Quintana, Instituto Tecnológico de Sonora, México. [jesus.tanori@itson.edu.mx](mailto:jesus.tanori@itson.edu.mx)

Lorenia Cantú Ballesteros, Instituto Tecnológico de Sonora, México, [lcantu87472@alumno.itson.edu.mx](mailto:lcantu87472@alumno.itson.edu.mx)

## 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 LMS. Esta investigación por su alcance es pre-experimental con un diseño metodológico correlacional de tipo transversal. 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. 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 clave:** estilos de aprendizaje, LMS, rastros de comportamiento, learning analytics, modelo de estudiante.



## Índice general.

Introducción.....	4
Marco epistémico .....	5
2.1 Estado del arte .....	5
2.2 Problema de investigación .....	6
2.3 Objetivo .....	7
2.4 Supuestos preliminares .....	7
Marco Teórico-Conceptual .....	7
3.5 Articulación Teórico-Conceptual .....	7
Método .....	8
4.2 Población y muestreo .....	8
4.3 Instrumentos de recolección de datos.....	9
4.4 Procesamiento de datos.....	10
Resultados .....	10
5.1 Valoración de la distribución de las variables .....	10
5.2 Transformaciones .....	12
5.3 Correlaciones .....	12
5.4 Árbol de decisión autogenerado.....	13
Referencias .....	14

## 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 (Arnove, 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 integral (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, de 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):

1. 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.
2. 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 estudiante 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.

## **Marco epistémico**

### **2.1 Estado del arte**

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 (ver sección 6.3 para obtener información detallada al respecto).

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 procesamiento 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.

## **2.2 Problema de investigación**

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 el desarrollo de un modelo para la identificación automática de estilos de aprendizaje permite caracterizar a los estudiantes en sus procesos de aprendizaje?

## **2.3 Objetivo**

Desarrollar un modelo para identificar estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior mediante el análisis de rastros de comportamiento en LMS.

### **2.3.1 Objetivos específicos**

- Diseñar un modelo para la identificación automática de estilos de aprendizaje.
- Desarrollar el prototipo de un sistema de aprendizaje centrado en el estudiante basado en Moodle para la enseñanza de algoritmos computacionales.
- Validar el modelo propuesto para la identificación automática de estilos de aprendizaje.

## **2.4 Supuestos preliminares**

El desarrollo de un modelo basado en rastros de comportamiento del estudiante permite identificar automáticamente sus estilos de aprendizaje mientras usa un LMS.

## **Marco Teórico-Conceptual**

### **3.5 Articulación Teórico-Conceptual**



En la Figura 1 se presenta la articulación teórico-conceptual.

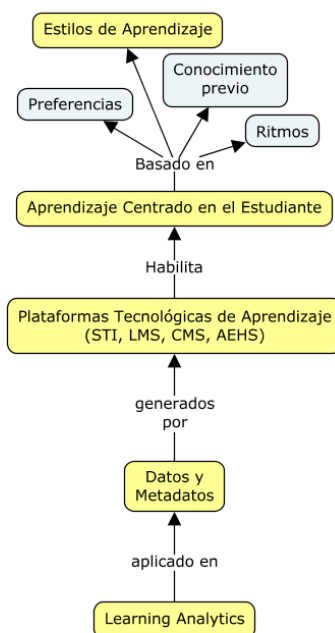


Figura 1. Articulación Teórico-Conceptual

### Método

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

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.

#### 4.2 Población y muestreo

En este estudio la población está representada por 84 estudiantes de educación superior de las carreras asociadas a las ciencias de la computación e informática del Instituto Tecnológico de Sonora. Específicamente estos estudiantes están inscritos en el primer semestre. La elección de la muestra se realizó de manera no probabilística por conveniencia debido al acceso que se tiene a los grupos de nuevo ingreso de la carrera de Ingeniero en Software. 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 ya que es el curso con problemática de alto índice de reprobación para el que se desea

generar un entorno de aprendizaje centrado en el estudiante. La muestra es de 75 estudiantes (tres grupos de 28) considerando que 9 de ellos abandonaron el curso.

### 4.3 Instrumentos de recolección de datos

#### 4.3.1 Índice de estilos de aprendizaje

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 3). 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	<b>1. Entiendo las cosas mejor después de:</b>
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	Hablar del tema	Pensar en el tema	<b>5. Cuando estoy aprendiendo algo nuevo me ayuda</b>
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	participar contribuyendo con ideas.	sentarme y escuchar	<b>9. Cuando trabajo en un grupo de estudio con materias difíciles, prefiero</b>
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	llegué a conocer a muchos de los estudiantes.	Raramente llegué a conocer a muchos de los estudiantes.	<b>13. En las clases que he recibido</b>
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	empezar inmediatamente a trabajar en la solución.	tratar primero de entender totalmente el problema	<b>17. Cuando abordo un problema prefiero</b>
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	en un grupo	solo	<b>21. Prefiero estudiar</b>
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	probar las cosas	pensar sobre cómo voy a hacerlas	<b>25. Prefiero primero</b>
		Preferencia a lo experimental o lo teórico	algo que he hecho.	algo sobre lo que he pensado mucho.	<b>29. Recuerdo más fácilmente</b>
		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	<b>33. Cuando tengo que trabajar en un proyecto en grupo, primero quiero</b>
		Preferencia al aprendizaje activo o pasivo	extrovertido.	reservado	<b>37. Prefiero que me consideren</b>
		Preferencia a trabajar en equipo o solos	me parece buena	no me parece buena	<b>41. La idea de hacer trabajo en grupo, con una calificación única para todo el grupo</b>

Figura 3. Operacionalización de la dimensión procesamiento del ILS

#### 4.3.2 Descripción de su 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 coeficiente 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*

$\Delta t$	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)

**4.4 Procesamiento de datos.**

Para esta investigación, el método a utilizar para el procesamiento de datos es el que Hernández Sampieri et al. (2010) define para la investigación cuantitativa de la siguiente manera: a) Decidir el programa de análisis de datos que se utilizará; b) Explorar los datos obtenidos en la recolección; c) Analizar descriptivamente los datos por variable; d) Visualizar los datos por variable; e) Evaluar la confiabilidad, validez y objetividad de los instrumentos de medición utilizados; f) Analizar e interpretar mediante pruebas estadísticas las hipótesis planteadas (análisis estadístico inferencial); g) Realizar análisis adicionales; h) preparar los resultados para presentarlos. Para el análisis de datos se hizo uso del IBM SPSS Statistic versión 21 para PC, Rapid Miner y Weka para la aplicación de algoritmos de minería de datos.

**Resultados****5.1 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 x). 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. 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	Ínimo	Máximo	Media	Desviación estándar	Asimetría	Curto- sis
EjemplosVistos		4	1.52	2.852	.136	0.528
EjerciciosVisitados		95	11.19	109.037	<b>.783</b>	<b>.434</b>
EjerciciosEnviados		7	0.85	10.901	<b>.837</b>	<b>.076</b>
MaterialesVistos		4	5.21	19.710	.169	.273
MaterialesTexto		3	2.33	17.048	.175	.284
MaterialesGrafico		5	.88	3.728	<b>.515</b>	<b>.851</b>
OutlinesVistos		8	.69	7.556	.851	.602
NumeroLogins	1	45	4.01	32.841	<b>.285</b>	<b>.151</b>
LoginsMañana		6	.40	7.009	.394	0.189
LoginsTarde		16	6.60	24.538	.532	.874
LoginsNoche		5	.01	6.671	<b>.191</b>	<b>.601</b>
VisitasForo		5	.58	3.354	.207	.190
ParticipacionForo		1	16	.373	<b>.855</b>	<b>.484</b>

Tabla 4

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

Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle	Mí- nimo	Máxi- mo	Me- dia	Desviac ión estándar	Asimet ría	Curto sis
Act-Ref	-9	9	-0.88	4.669	<b>.265</b>	<b>-.668</b>
Sen-Int	- 11	11	- 1.90	4.380	<b>.168</b>	<b>-.108</b>

Vis_Verb	- 11	9	- 3.39	4.764	<b>.487</b>	<b>-.311</b>
Sec-Glo	-9	9	-.52	3.323	<b>.240</b>	<b>.300</b>

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

## 5.2 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.

## 5.3 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. Para el resto de las variables las correlaciones no alcanzan una significancia mínima del .05.

Tabla 5

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

Estilos	Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle						
	Ejemplos V	Ejercicios V	Ejercicios E	Materiales V	MaterialesT V	MaterialesG V	Outlines V
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 de estilos de aprendizaje Felder-Silverman y las variables de comportamiento monitoreadas en Moodle (continuación).*

Estilos	Variables de comportamiento monitoreadas en Moodle					
	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.

\*  $p > .05$

#### 5.4 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 4 y Figura 5).

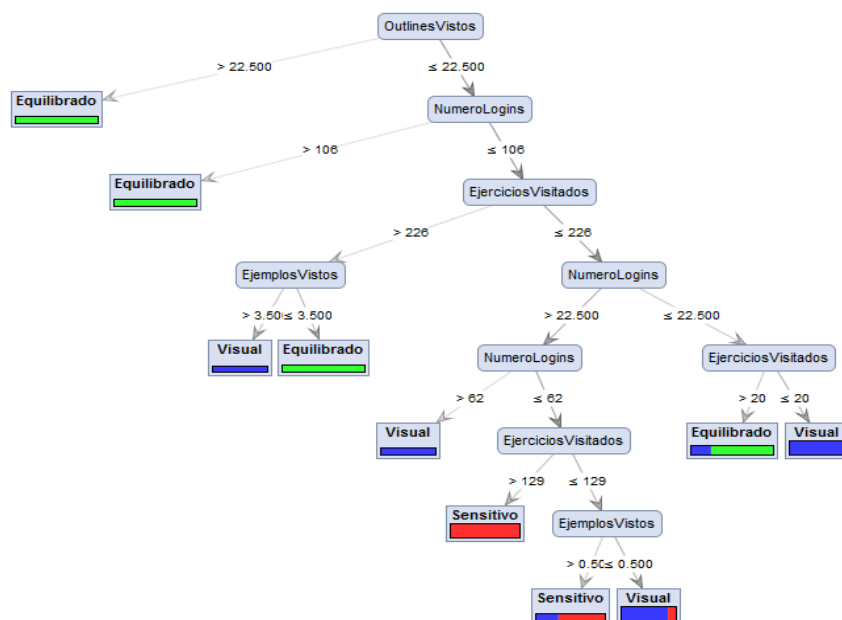


Figura 4. Árbol de decisión con los estilos de aprendizaje más poblados

accuracy: 76.50% +/- 14.50% (mikro: 76.19%)

	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%	

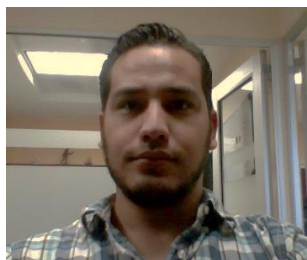
Figura 5. Tabla de resultados con los estilos de aprendizaje más poblados

### Referencias

- Arnove, 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
- Carver CA Jr, Howard R. & Lane W. (1999). Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles. *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, 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.
- Felder, R.M. (2010). Are learning styles invalid? (hint: No!). On Course NewsL
- Felder, R. M., & Silverman, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78(7), 674-681.
- Felder, R. M., & 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/jko/mls/Learning%20Content/ILS\\_Validation\(IJEE\).pdf](https://wss.apan.org/jko/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 SN, Campo MR (2007) Evaluating bayesian networks’ precision for detecting students’ learning styles. *Comput Educ* 49(3):794–808
- García P, Schiaffino SN, 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. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development* (Vol. 1): Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.
- 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>
- 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.





**Mtro. Guillermo Mario Arturo Salazar Lugo**

Instituto Tecnológico de Sonora

Departamento de Educación

Correo electrónico: [gsalazar47040@alumno.itson.edu.mx](mailto:gsalazar47040@alumno.itson.edu.mx)

Licenciado en Sistemas de Información Administrativa por el Instituto Tecnológico de Sonora y Maestro en Ingeniería de Sistemas por el Instituto Tecnológico de Sonora.

Profesor interino de tiempo completo desde 2009, de la carrera de Ingeniería en Software en Instituto Tecnológico de Sonora (ITSON). Durante ese tiempo he impartido clases en la Maestría en Ingeniería de Sistemas, Maestría en Administración de Tecnologías de Información y Maestría en Administración y Desarrollo de Negocios en tópicos relacionados a la planeación estratégica de las TIC en los negocios.

Actualmente, estudio el Doctorado en Sistemas y Ambientes Educativos en el ITSON, con un trabajo de tesis doctoral orientado a la aplicación de Learning Analytics a datos y metadatos de estudiante en Entornos Virtuales de Aprendizaje.



**Dra. Ramona Imelda García López.**  
Instituto Tecnológico de Sonora  
Departamento de Educación  
Correo electrónico: [igarcia@itson.edu.mx](mailto:igarcia@itson.edu.mx)

Licenciada en Ciencias de la Educación y Maestra en Docencia e Investigación Educativa por el Instituto Tecnológico de Sonora; Doctora en Educación con especialidad en Tecnología Instrucciona l y Educación a Distancia por la Nova Southeastern University de Miami, Florida.

Ha impartido clases desde nivel preescolar hasta doctorado desde 1992 a la fecha; en el Instituto Tecnológico de Sonora ha sido Coordinadora de las Carreras de Licenciado en Ciencias de la Educación y Profesional Asociado en Desarrollo Infantil; Jefa del Departamento de Psicología y Educación, Directora Académica de la Unidad Guaymas, Coordinadora de Gestión del Conocimiento. Actualmente, profesora investigadora titular C del Departamento de Educación, responsable del Doctorado en Sistemas y Ambientes Educativos.

Es miembro del Sistema Nacional de Investigadores, nivel 1 y Líder de la Línea de Investigación del Cuerpo Académico de Tecnología Educativa en la Sociedad del Conocimiento.

Ha participado en Congresos nacionales e internacionales con ponencias y conferencias relacionadas con la tecnología educativa y la gestión del conocimiento; ha publicado en distintas revistas nacionales e internacionales, así como coautora de algunos capítulos de libros. Ha participado en distintos proyectos de investigación, tanto como responsable como colaboradora, a nivel institucional e interinstitucional.



**Dr. Jesús Tánori Quintana**  
Instituto Tecnológico de Sonora  
Departamento de Educación  
Correo electrónico: [jesus.tanori@itson.edu.mx](mailto:jesus.tanori@itson.edu.mx)

Licenciado en Psicología por la Universidad de Sonora. Maestro en Desarrollo Regional, por el Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo, A.C. (CIAD, A.). Doctor en Ciencias Sociales por la Universidad Autónoma de Sinaloa (UAS). Estancia Posdoctoral en el CIAD, A.C. (becado por CONACYT). Miembro del Sistema Nacional de Investigadores (SNI-C). Actualmente es Profesor Investigador Auxiliar adscrito al departamento de Educación del Instituto Tecnológico de Sonora. Ha publicado algunos trabajos, desde una visión etnopsicológica, sobre el comportamiento docente dentro del aula, la crianza en zona rural así como sobre la felicidad y calidad de vida en la población urbana, rural y migrante y sobre rasgos de personalidad en contextos latinoamericanos. También ha participado en proyectos y publicado sobre cultura institucional, conducta de riesgo en jóvenes, convivencia escolar en educación básica e identificación automática de estilos de aprendizaje y el uso de las TIC en estudiantes de educación básica y superior. Ha impartido clases, tanto en universidades públicas como privadas (nivel licenciatura y posgrado) en temas relacionados con la psicología social y educativa, métodos estadísticos y seminario de investigación.



**M.A. Lorenia Cantú Ballesteros**

Estudiante de Doctorado

Instituto Tecnológico de Sonora

Departamento de Educación

Correo electrónico: [lcantu87472@alumno.itson.edu.mx](mailto:lcantu87472@alumno.itson.edu.mx)

Licenciada en Informática por el Instituto Tecnológico de Hermosillo y Maestra en Administración por el Instituto Tecnológico de Sonora (ITSON).

Profesora de tiempo completo desde 1992, de la carrera de Ingeniería en Software en la Universidad Estatal de Sonora (UES), Unidad Académica Navojoa. Durante este tiempo me he desempeñado como profesora, Jefe de Carrera de la Licenciatura en Sistemas Computacionales Administrativos y Secretaria Académica de la Unidad. Desde 2005 he participado como evaluadora de programas educativos a nivel superior, en el área de Ciencias Sociales, en los Comités Interinstitucionales para la Evaluación de la Educación Superior (CIEES).

También, he trabajado proyectos enfocados a la aplicación de la metodología de flujo de conocimiento en los procesos de acreditación de programas educativos y en el desarrollo de aplicaciones para el área de tutorías. Esto me ha permitido, presentar ponencias en congresos nacionales e internacionales y publicar en revistas reconocidas.

Actualmente, estudio el Doctorado en Sistemas y Ambientes Educativos en el ITSON, con un trabajo de tesis doctoral orientado hacia el diseño de una estrategia para incorporar las tecnologías de la información y la comunicación en las escuelas de tiempo completo.