

2. ASPIRADO: PROPUESTA DE ALGORITMO PARA LA INTEGRACIÓN DE SECUENCIAS DIDÁCTICAS ADAPTATIVAS

ASPIREXS-LO: A PROPOSAL OF ALGORITHM FOR THE INTEGRATION OF ADAPTIVE DIDACTIC SEQUENCES

Raúl Quintanar Casillas³

Fecha recibida: 29/09/2022

Fecha aprobada: 15/12/2022

Derivado del proyecto: Modelo de Aprendizaje Adaptativo basado en Habilidades Cognitivas y Competencias Laborales.

Pares evaluadores: Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES.

³ *Maestría en Ciencias en Administración, Instituto Politécnico Nacional, Doctorado en Innovación en Tecnología Educativa, Universidad Autónoma de Querétaro, Subdirector de Sistemas, Ayuntamiento de Huixquilucan, correo electrónico: raul_quintanar@hotmail.com.*

RESUMEN

Dentro del campo del aprendizaje adaptativo, algunas propuestas han optado por el uso de sistemas de inferencia difusos como método para obtener la cantidad y tipo de recursos u objetos de aprendizaje necesarios para un mejor desempeño del estudiante. Sin embargo, estas propuestas no establecen un método para la integración de secuencias didácticas a partir de estos recursos de aprendizaje. Esta investigación tuvo como objetivo presentar un algoritmo para la producción de secuencias didácticas adaptativas con base en los valores generados por los sistemas de inferencia difusos empleados en sistemas de aprendizaje adaptativo. La metodología que se utilizó fue el desarrollo en cascada, que permitió generar el algoritmo de Agotamiento Secuencial, Priorizado, Intercalado y Recursivo para la Asignación de Objetos de Aprendizaje (ASPIRADO). Con el fin de realizar pruebas, este algoritmo se tradujo al lenguaje de programación Python en donde se generaron tres secuencias didácticas a partir de diferentes valores difusos correspondientes a cuatro tipos de objetos de aprendizaje (texto, audio, video e infografía). Como resultado, se observó que las secuencias didácticas se generaron con bajos tiempo de ejecución y con un uso bajo de recursos de procesamiento y memoria. Se concluyó mencionando que el algoritmo tiene como características ser efectivo, modular, flexible, adaptable y entendible; de igual forma, se expusieron los beneficios y posibles aplicaciones del algoritmo en futuras investigaciones.

PALABRAS CLAVE: *Algoritmo, Secuencia, Didáctica, Aprendizaje, Adaptativo.*

ABSTRACT

Inside adaptive learning field, some proposals have opted for the use of fuzzy inference systems as a method to obtain the amount and type of learning resources or objects necessary for better student performance. However, these proposals do not establish a method for the integration of didactic sequences from these learning resources. The objective of this research was to present an algorithm for the production of adaptive didactic sequences based on the numeric values generated by the fuzzy inference systems used in adaptive learning systems. The algorithm was developed using the waterfall methodology, which allowed the generation of the Algorithm for Sequential, Prioritized, Interleaved and Recursive Exhaustion and Selection of Learning Objects (ASPIREXS-LO). For testing purposes, this algorithm was coded in Python programming language, and then three didactic sequences were generated from different fuzzy values corresponding to four types of learning objects (text, audio, video and infographics). As a result, it was observed that the didactic sequences were generated with low execution time and low use of processing and memory resources. It was concluded by mentioning that the algorithm has the characteristics of being effective, modular, flexible, adaptable and understandable; likewise, the benefits and possible applications of the algorithm in future research were presented.

KEYWORDS: *Algorithm, Didactic, Sequence, Adaptive, Learning.*

INTRODUCCIÓN

El aprendizaje adaptativo brinda a los estudiantes experiencias personalizadas durante el proceso de adquisición de conocimiento (Afini, 2018); este tipo de aprendizaje ha sido posible en gran medida por la implementación de sistemas de aprendizaje inteligentes, la integración de las preferencias de los alumnos, el análisis de los datos de aprendizaje individuales, entre otros aspectos (Xie, 2019). Los sistemas de aprendizaje adaptativo han permitido resolver diversas problemáticas educativas, generado así, beneficios a las instituciones en donde se ha llevado a cabo su implementación (Quintanar y Hernández, 2022).

Dentro del campo del Aprendizaje Adaptativo, algunas propuestas se han abordado desde distintos enfoques y utilizando diferentes técnicas para lograr la adaptabilidad. Tal es el caso de los sistemas de inferencia difusos (FIS), los cuales son considerados como una técnica de inteligencia artificial que se apoya en los conceptos de la lógica difusa. Ennouamani y Mahani, Z. (2019) presentan un compendio de estudios que se apoyan en la técnica de emplear los FIS; otros trabajos apoyados en esta técnica se relacionan en la tabla 1. Sin embargo, en estas investigaciones no se expone la forma o método de entrega de los materiales, recursos o contenidos a los estudiantes, es decir, no se indica una secuencia didáctica.

Tabla 1. Trabajos sobre Sistemas de Aprendizaje Adaptativo basados en FIS

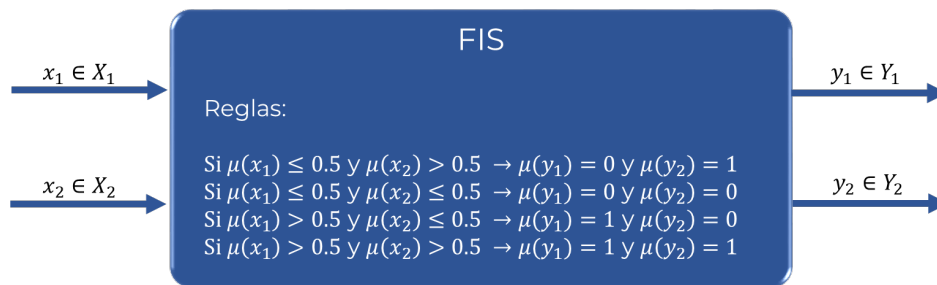
No.	Autores	Artículo	Uso del FIS
1	Almohammadi, Hagra, Yao, Alzahrani, Alghazzawi y Aldabbagh, (2015).	<i>A type-2 fuzzy logic recommendation system for adaptive teaching</i>	Determinar la estrategia instruccional con base en las emociones detectadas del estudiante
2	Balasubramanian y Magret (2018)	<i>Learning style detection based on cognitive skills to support adaptive learning environment – A reinforcement approach</i>	Detectar el estilo de aprendizaje y determinar los objetos de aprendizaje adecuados para el estudiante a partir del nivel de sus habilidades cognitivas
3	Bradac y Walek (2017).	<i>A comprehensive adaptive system for e-learning of foreign languages.</i>	Detectar el nivel de conocimientos del estudiante para determinar qué parte necesaria de los cursos le resulta adecuada al estudiante
4	Megahed y Mohammed (2020).	<i>Modeling Adaptive E-Learning Environment using Facial Expressions and Fuzzy Logic. Expert Systems with Applications</i>	Ubicar al alumno en un cierto nivel de aprendizaje con base en sus emociones y desempeño

5	Mohamed, Abdeslam y Lahcen (2017).	<i>Personalization of learning activities within a virtual environment for training based on fuzzy logic theory</i>	Generar las actividades de aprendizaje adecuadas al perfil del estudiante.
6	Núñez-Márquez, Rodríguez, Salazar, Castro et al. (2015)	<i>A Framework for Automatic Identification of Learning Styles in Learning Management Systems</i>	Determinar el estilo de aprendizaje con base en el comportamiento del estudiante

Fuente: Elaboración propia

Un sistema de inferencia difuso (FIS), se basa en la teoría de la lógica difusa (López, González y Guerra, 2021). Uno de los conceptos importantes para la construcción de un FIS es la función de membresía, que es la función que representa el grado (porcentaje) de pertenencia de un individuo a un determinado grupo, denominado conjunto difuso (Zhao, Lai, Wang y Wang, 2021). Las entradas y salidas de un FIS, antes de la defuzzificación, son grados de pertenencia, es decir, valores difusos (Hussain, Thakur, Kim y Breslin, 2022). En la figura 1 se ilustra un ejemplo de un sistema FIS, se representa como una caja negra dentro de la cual existen una serie de reglas difusas que partiendo de los valores de entrada determinan en su conjunto el valor de las salidas.

Figura 1. Ejemplo de un Sistema de Inferencia Difuso (FIS)



Notas: 1) Las funciones de membresía (μ) de las variables x_1, x_2, y_1, y_2 están en el rango $[0,1]$. Estas funciones indican el grado de pertenencia

En la tabla 2 se esquematizan las entradas y salidas de cada uno de los FIS utilizados en cada uno de los trabajos que fueron revisados. La aplicación de los FIS varía dependiendo de las necesidades de la investigación. Una constante que se observa en los trabajos consultados es que las entradas consideran las características propias del alumno, independientemente si se sumen otros factores como el ambiente de aprendizaje, las características del aprendizaje en línea, entre otros. Las salidas varían dependiendo del enfoque de la investigación.

Otro concepto de interés en el desarrollo de la presente investigación es el de objeto de aprendizaje (OA). Un objeto de aprendizaje sólo pretende proporcionar material para un solo tópico o tema de una lección dentro de un curso (Nafea, Siewe y He, 2018) y se entiende como aquel recurso digital multimedia reusable, que puede ser utilizado en la instrucción y aprendizaje, y emplea metadatos para su descripción (Guevara y Aguilar, 2019). Los objetos de aprendizaje tienen como características su interactividad, accesibilidad, flexibilidad, modularidad, interoperabilidad, portabilidad, adaptabilidad y reusabilidad (Collazo, Páez y Fernández, 2021).

El estándar LOM-ES ver 1.0 engloba el concepto de OA dentro de la definición de Objeto Digital Educativo (ODE), el cual es un contenido educativo digital cuya finalidad última es el aprendizaje del usuario y que, en sí mismo, constituye o puede llegar a constituir, mediante su integración con otros objetos más simples, un material educativo multimedia (Marzal y Parra, 2021; Ambrós, 2021). El ODE tiene una arquitectura modular de jerarquía creciente y se agrega en cuatro niveles: programa de formación (PF), secuencias didácticas (SD), objetos de aprendizaje (OA) y objetos básicos (OB). En la tabla 3 se pueden observar los diferentes niveles de agregación, y en la figura 2 su esquematización.

Tabla 2. Entradas y salidas del sistema FIS para los trabajos revisados

No. Artículo	Entradas FIS	Salidas FIS
1	Estado del estudiante (expresiones faciales y postura de la cabeza)	Enfoque instruccional
2	<ul style="list-style-type: none"> • Habilidad Cognitiva: Memoria • Habilidad Cognitiva: Concentración • Habilidad Cognitiva: Percepción • Habilidad Cognitiva: Razonamiento lógico 	Nivel de entrega de objetos de aprendizaje: Texto, Audio, Video, Gráfica, Diagrama, Caso de Estudio y Simulación
3	<ul style="list-style-type: none"> • Número de respuestas correctas dentro de la categoría (V, A, R, K) • Peso de las respuestas correctas dentro de la categoría (V, A, R, K) • Importancia de la categoría (V, A, R, K) para estudios posteriores • Tiempo dedicado a las respuestas de la categoría (V, A, R, K) 	Necesidad de estudios posteriores de la categoría dada (V, A, R, K)
4	Perfil del estudiante (nivel de conocimiento actual, edad, sexo, idioma)	Tipo de actividades de aprendizaje
5	Estado emocional agregado, tiempo de solución de los test, nivel de aprendizaje actual, tasa de validación de respuestas	Próximo nivel de aprendizaje
6	<ul style="list-style-type: none"> • Comportamiento del estudiante en el LMS (Cursos completados, actividades iniciadas y completadas, recursos visitados, resultados de pruebas, uso de foros y chats, páginas accedidas, tipo de contenido revisado por los alumnos, como texto, imágenes o vídeos). • Conocimiento experto sobre los modelos de estilo de aprendizaje 	Estilo de aprendizaje (valor difuso)

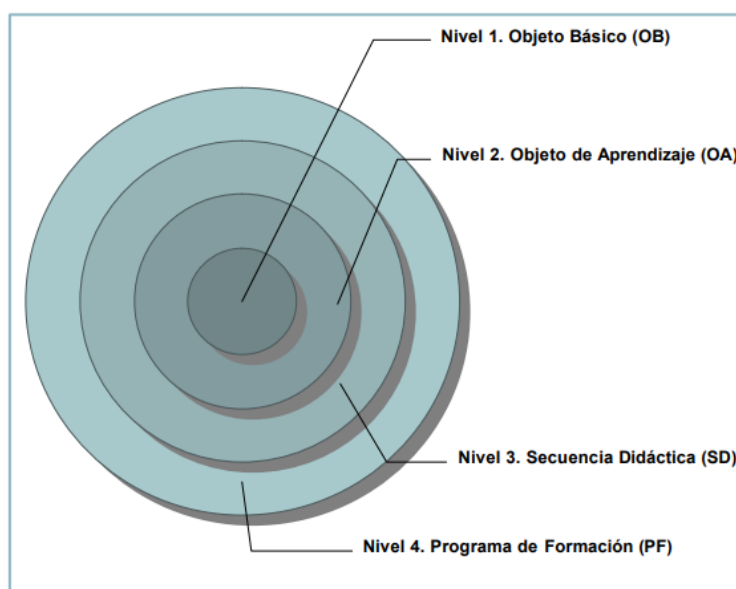
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Niveles de agregación de acuerdo al estándar LOM-ES ver 1.0

Nivel	Descripción
1. Objeto básico (OB)	Es el nivel de agregación más pequeño. En él se incluyen: <ul style="list-style-type: none"> Objetos media o media integrados (multimedia), tales como fotografía, sonido, etc. Sistemas de representación de información como mapa conceptual, tablas, etc.; aplicaciones informáticas y/o servicios.
2. Objeto de Aprendizaje (OA)	En este nivel un objeto, estructuralmente, se compone de una colección de objetos de nivel 1. Funcionalmente, se caracteriza por ser el nivel más pequeño con una función didáctica explícita (Diseño instruccional o Instructivo). Este objeto incluye una o varias actividades de aprendizaje y su respectiva evaluación, así como, y de forma opcional, mapa/s conceptual/es y/o sistemas de evaluación de conocimiento previo. La cobertura curricular aproximada es uno o varios bloques de conocimiento de un curso o ciclo determinado.
3. Secuencia Didáctica (SD)	Su estructura se compone, principalmente, de un conjunto determinado de objetos digitales de nivel 2 y, excepcionalmente, de nivel 1. Funcionalmente, incluye las actividades implícitas de aprendizaje/evaluación en los objetos de nivel 2 que lo constituyen, así como mapas conceptuales. De forma opcional, puede incluir un mapa de navegación o un escenario contenedor de esos objetos de nivel 2, lo que supone también la inclusión excepcional de un objeto digital de nivel 1. La cobertura curricular aproximada es una subárea de conocimiento de un curso o ciclo determinado.
4. Programa de Formación (PF)	Es el nivel más alto de agregación, por ejemplo, un conjunto de cursos, unidos en un único recurso educativo, para la obtención de un título en el que se cubre aproximadamente un área de conocimiento completa de un nivel educativo determinado (todos los ciclos y cursos). Los objetos de nivel 4 se componen por objetos de nivel 3 y, excepcionalmente, por objetos de nivel 2 y 1. Así, al igual que en el caso anterior, podría incluir un mapa de navegación o un escenario contenedor de esos objetos de nivel 3, lo que supone también la inclusión excepcional de un objeto digital de nivel 1

Fuente: Ministerio de Educación de España (2009)

Figura 2. Arquitectura de los Niveles de Agregación según LOM-ES ver 1.0



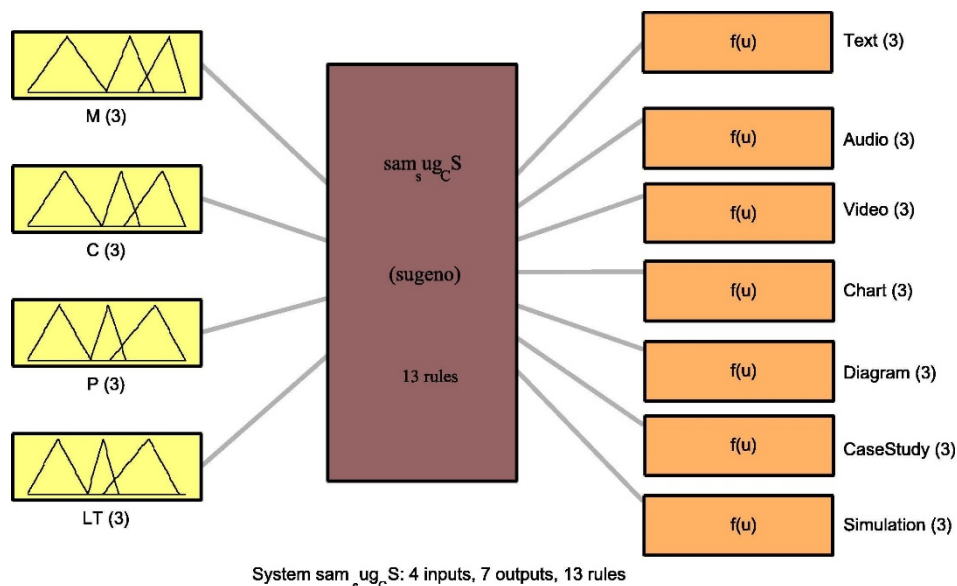
Fuente: Ministerio de Educación de España (2009)

Definición del problema y objetivo del trabajo de investigación.

En el trabajo de Balasubramanian y Magret (2018) se establece un modelo de aprendizaje adaptativo en el que se determinan los objetos de aprendizaje con los que mejor se desempeñan los alumnos de acuerdo a sus habilidades cognitivas. Sin embargo, no se especifica un método para realizar la entrega de estos objetos de aprendizaje a los estudiantes; solamente se especifica el nivel de entrega de los OA al estudiante (bajo, medio, alto) como producto de la aplicación de un FIS (figura 3). Como pregunta de investigación se establece si ¿es posible construir un algoritmo para la entrega de secuencias didácticas adaptativas a través de metodología de etapas en cascada para el desarrollo de sistemas?

El objetivo de este trabajo de investigación es proponer el uso de un algoritmo para la integración de secuencias didácticas adaptativas a partir de objetos de aprendizaje, denominado Agotamiento Secuencial, Priorizado, Intercalado y Recurrente para la Asignación Dinámica de Objetos de Aprendizaje (ASPIRADO). Se toma como base el modelo FIS de Balasubramanian y Magret (2018), el cual determina, a partir de los niveles de habilidades cognitivas (memoria, concentración, percepción y razonamiento lógico), los tipos de objetos de aprendizaje (texto, audio, video, gráfica, diagrama, caso de estudio y simulaciones) más adecuados para lograr un mejor desempeño del aprendiz.

Figura 3. FIS del Modelo de Aprendizaje Adaptativo basado en Habilidades Cognitivas



Fuente: Balasubramanian y Magret (2018)

MATERIAL Y MÉTODOS

Para la construcción del algoritmo ASPIRADO, se siguió la metodología de etapas en cascada para el desarrollo de sistemas hasta fase de pruebas: a) Definición del problema (enunciado en la sección anterior), b) Análisis, de acuerdo a los niveles de agregación del estándar LOM-ES ver 1.0 se realizó el desglose de los objetos de aprendizaje utilizados en el modelo de aprendizaje adaptativo para la detección de estilo de aprendizaje basado en habilidades cognitivas el cual se propone en el trabajo de Balasubramanian y Magret (2018); c) Diseño, se esquematizó y describió cada fase del algoritmo propuesto, de igual forma, se redactó el pseudocódigo; d) Desarrollo, se tradujo el pseudocódigo a lenguaje Python y se realizó la programación en un ambiente de desarrollo; e) se realizan las Pruebas simulando a tres individuos cuyos perfiles indiquen diferentes valores de niveles de entrega de OA.

RESULTADOS

Como resultado de la aplicación de la metodología planteada, se obtuvieron el diagrama de flujo y el pseudocódigo del algoritmo ASPIRADO para la integración de secuencias didácticas adaptativas (SDA), integrado por seis secciones: Entrada, Priorización, Secuenciación, Intercalado, Recurrencia y Agotamiento. El término “adaptativo” añadido a la secuencia didáctica se debe a que se emplea en el contexto de los sistemas de aprendizaje adaptativos.

De igual forma, se realizaron pruebas codificando el algoritmo ASPIRADO en Python para conformar tres SDA. De acuerdo a la metodología, después de la definición del problema se realizaron las fases de análisis, diseño, desarrollo y pruebas. Con el fin de tener como punto de partida o entradas del algoritmo, valores difusos de los objetos de aprendizaje, se implementó un FIS en lenguaje Python con apoyo de la librería *skfuzzy* que consideró como entradas los niveles de las habilidades cognitivas de memoria, concentración, percepción y razonamiento lógico de los estudiantes, y como salida los niveles difusos de cuatro objetos de aprendizaje: texto, audio, video e infografía.

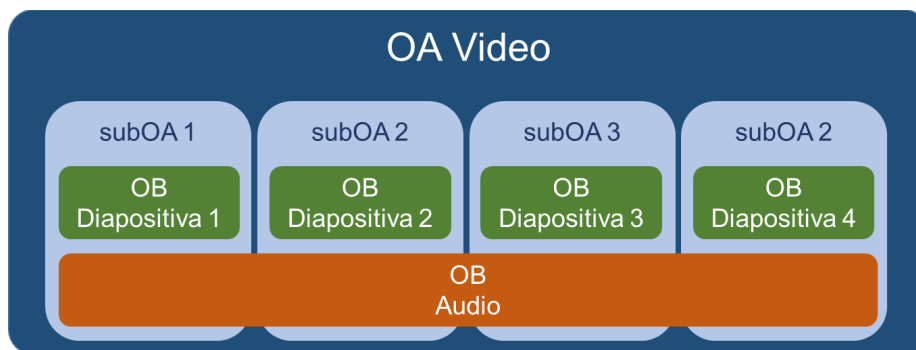
Análisis

El objeto de estudio de esta investigación se centró en el tipo de objetos de aprendizaje que se entregan a los usuarios. Como se mencionó con anterioridad, en este trabajo se

tomaron en cuenta cuatro tipos: texto, audio, video e infografía. Estos objetos de estudio se pueden desglosar conforme los niveles de agregación del estándar LOM. Para efectos prácticos de la presente investigación, un programa de formación (PF) corresponderá a un determinado curso, una secuencia didáctica (SD) a un módulo del curso o SDA, un objeto de aprendizaje (OA) a una lección del módulo, y un objeto básico (OB) corresponderá, con algunas diferencias, a un sub-objeto de aprendizaje (subOA), el cual es un concepto que se introduce en este trabajo.

Los subOA son elementos que, unidos de forma secuencial, integran un OA. Por ejemplo, si un OA corresponde a un video que contiene una serie de diapositivas, cada una de esas diapositivas será un OB o un subOA. El audio que integra a ese video también se le considera un OB, pero no es un subOA si se toma por completo. En el ejemplo que se ilustra en la figura 4, se observa que un subOA es la parte de una OA que se integra por la porción de audio que corresponde a una diapositiva en particular y dicha diapositiva. El audio completo (OB), si es comprensible sin el apoyo de imágenes, corresponde a la versión “audio” o “podcast” del OA.

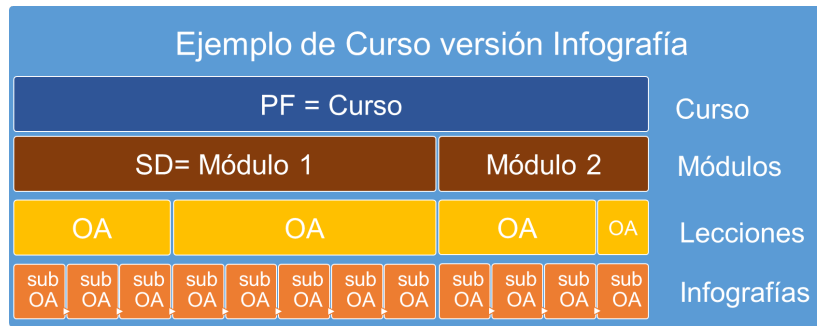
Figura 4. Ejemplo de Objetos básicos que integran un Objeto de Aprendizaje



Fuente: Elaboración propia

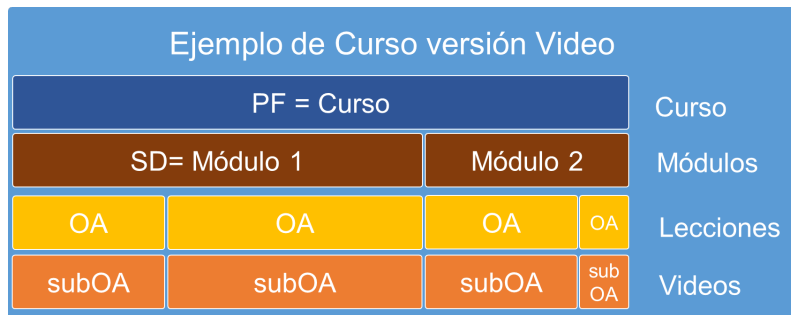
En las figuras 5 y 6 se ilustran las versiones de un curso en Infografía y Video a nivel de esquema, y en la figura 7 se realiza una comparativa de estas dos versiones. Como puede observarse en la versión de infografías hay un mayor número de OB que en la versión de video, esto se debe a que el contenido de un solo video equivale al contenido de varias infografías.

Figura 5. Ejemplo de un PF en su versión “Infografía”



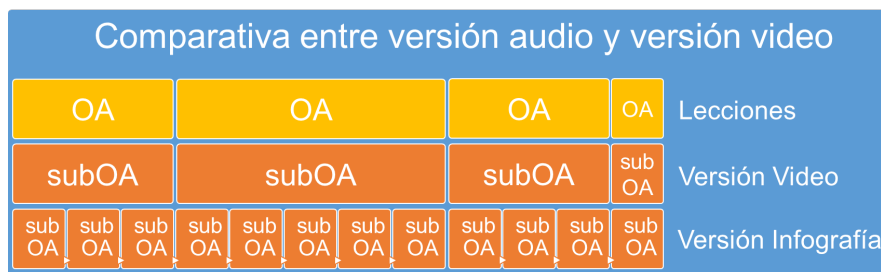
Fuente: Elaboración propia

Figura 6. Ejemplo de un PF en su versión “Video”



Fuente: Elaboración propia

Figura 7. Comparativa de elementos subOA entre diferentes versiones de un curso



Fuente: Elaboración propia

Diseño

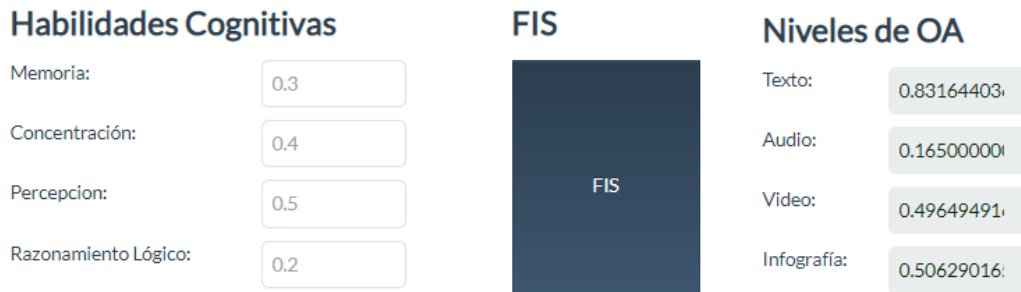
La función del algoritmo ASPIRADO es “aspirar” los OA a partir de las diferentes versiones disponibles. Se integra por las siguientes fases

1. Entrada. Como resultado de la aplicación del FIS, se obtienen valores difusos, es decir, números reales, que corresponden al nivel de entrega de los diferentes tipos de OA que se asignan al estudiante. Por ejemplo, en la figura 8 se observan los

niveles de OA en números reales correspondientes a ciertos niveles de habilidades cognitivas (Texto=0.83, Audio=0.16, Video=0.49 e Infografía =0.51). Estos valores son la entrada del algoritmo ASPIRADO.

Figura 8. Valores de entrada (habilidades cognitivas) y salida (nivel de OA) del FIS

Sistema Difuso de Inferencia (FIS)



Fuente: Captura de pantalla del FIS desarrollado en *Python* que sirvió como base para el desarrollo del algoritmo ASPIRADO.

2. Priorización. Se prioriza y ordena los tipos o formatos de OA de nivel alto a nivel bajo. Tomando el ejemplo del punto anterior, el orden para la entrega de OA sería el siguiente: Texto=0.83, Infografía =0.51, Video=0.49 y Audio=0.16.
3. Secuenciación. Se asignan valores numéricos enteros a cada valor difuso. Por ejemplo, se puede establecer la siguiente regla:

Si $0 \leq \text{Valor difuso} < 0.33 \rightarrow \text{Cantidad de OA a entregar} = 1$ (bajo)

Si $0.33 \leq \text{Valor difuso} < 0.66 \rightarrow \text{Cantidad de OA a entregar} = 2$ (medio)

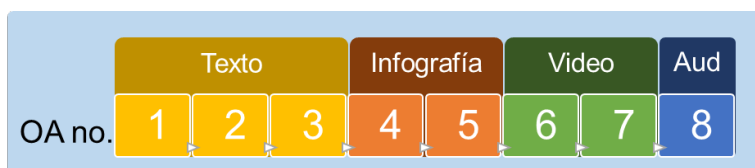
Si $0.66 \leq \text{Valor difuso} \leq 1 \rightarrow \text{Cantidad de OA a entregar} = 3$ (alto)

De esta forma, el patrón de selección para el caso en el que Texto=0.83, Infografía=0.51, Video=0.49 y Audio=0.16 sería:

$\{\text{Texto } (T) = 3, \text{Infografía } (I) = 2, \text{Video } (V) = 2, \text{Audio } (A) = 1\}$

Lo que significa que el patrón de selección se conformará por tres OA tipo Texto, seguido de dos OA tipo Audio, dos OA tipo Video y finalmente un OA de tipo Infografía (figura 9)

Figura 9. Patrón de selección para el caso $\{T = 3, I = 2, V = 2, A = 1\}$



Fuente: Elaboración propia

- Intercalado. Cada OA tiene una versión diferente para cada tipo de OA disponible. Siguiendo con el mismo ejemplo, si se tiene el caso de un módulo de conformado por 16 objetos de aprendizaje y cada uno de estos objetos tiene una versión diferente para cada tipo de recurso, el algoritmo ASPIRADO realiza una elección intercalada de cada una de las versiones de acuerdo al patrón de selección. En la figura 10 se ilustra una representación gráfica del módulo descrito.

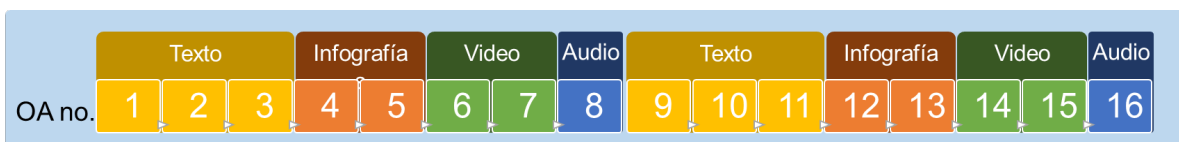
Figura 10. Módulo de un curso en diferentes Versiones de OA (texto, audio, video e infografía)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Texto
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Infografía
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Video
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Audio

Fuente: Elaboración propia

- Recurrencia. Si la cantidad de objetos de aprendizaje que conforman el módulo del curso es mayor a la cantidad de objetos de aprendizaje que conforman el patrón de selección, una vez seleccionada la cantidad de OA equivalente al tamaño del patrón de selección, se aplica el patrón de selección de nueva cuenta a partir del siguiente objeto de aprendizaje del módulo del curso.
- Agotamiento. El patrón de selección se aplica cuantas veces sea necesario hasta que los OA del módulo del curso se hayan agotado (se “aspiran” todos los OA), conformando de esta forma la SDA (figura 11).

Figura 11. Secuencia Didáctica Adaptativa para el ejemplo planteado con 16 OA.



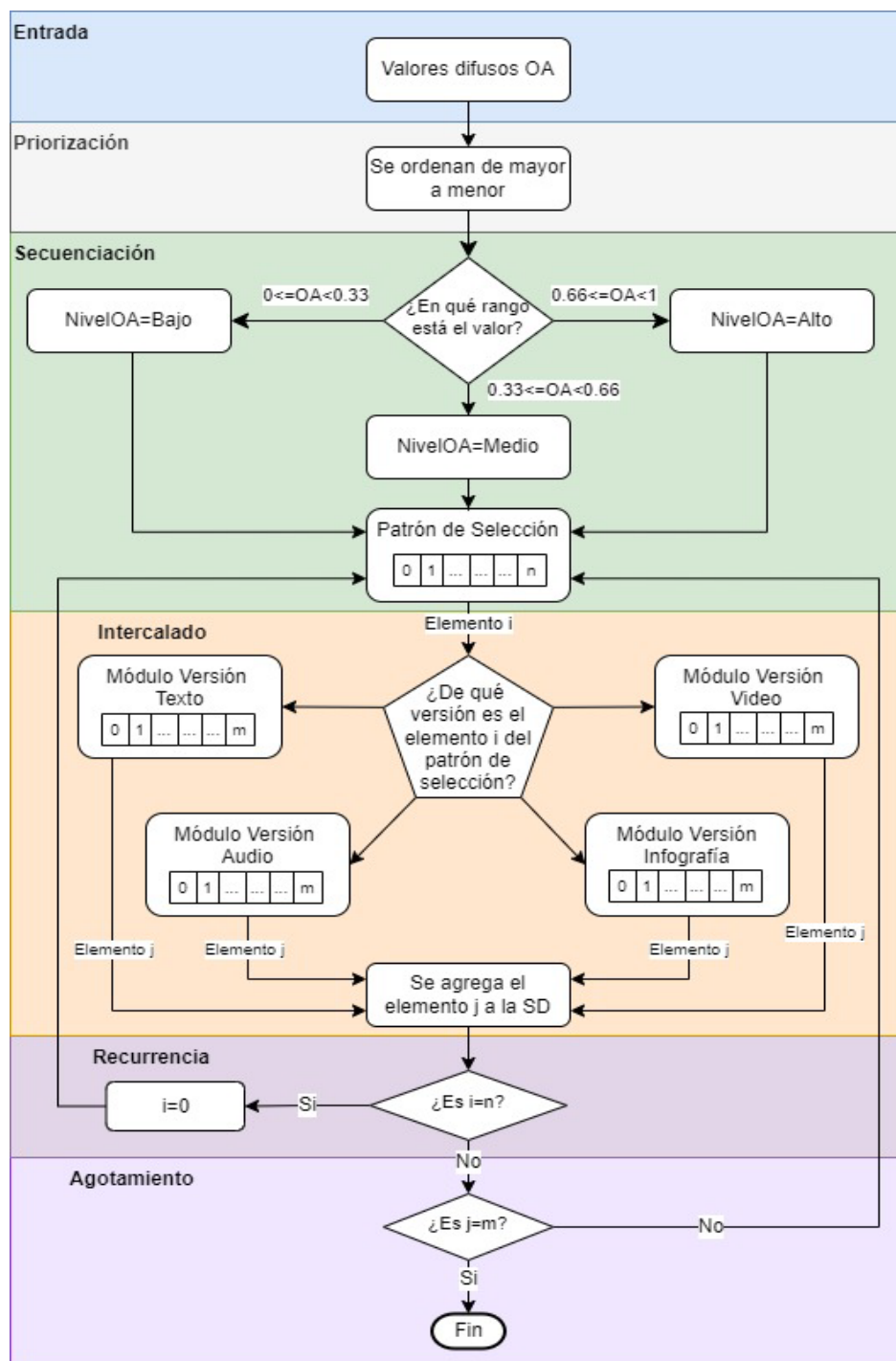
Fuente: Elaboración propia

Desarrollo

En la figura 12 se observa el diagrama de flujo del algoritmo ASPIRADO y en la figura 13 su pseudocódigo. Primeramente, se ordenan de forma descendente los valores reales para cada objeto de aprendizaje. Posteriormente, se realiza una defuzzificación manual en la que se clasifican a los tipos de objetos de aprendizaje en los niveles alto, medio y bajo, de acuerdo a los rangos descritos con anterioridad, dando como resultado el patrón de selección. Finalmente, para conformar la SDA, se realiza una comparación entre el patrón de selección y las diferentes versiones disponibles del módulo del curso.

Esta comparación se realiza de forma secuencial, cada elemento i del patrón de selección se compara con cada elemento j del módulo del curso. Un elemento j tiene diferentes versiones dependiendo del tipo de OA, por lo que se elige la versión que indique el patrón de selección. Si el número de OA en el módulo del curso es menor al tamaño del patrón de selección ($m < n$), el proceso termina de forma anticipada sin ocupar a todos los elementos del patrón de selección. Si ocurre lo contrario ($m > n$), se realizan las iteraciones necesarias sobre el patrón de selección hasta agotar los elementos del módulo del curso.

Figura 12. Diagrama de flujo del algoritmo ASPIRADO



Nota: OA es Objeto de Aprendizaje, SD es Secuencia Didáctica.

Figura 13. Pseudocódigo del algoritmo ASPIRADO queda de la siguiente manera

```
#####---- ENTRADA ----#####
Entrada = DataSet con los valores difusos de los OA a entregar

#####---- PRIORIZACIÓN ----#####
Patron_seleccion = Entrada.sort_values(by=0, axis=1, ascending=0)

#####---- SECUENCIACIÓN ----#####
if 0 ≤ Valor difuso < 0.33 then Cantidad de OA a entregar=1 #bajo
if 0.33 ≤ Valor difuso < 0.66 then Cantidad de OA a entregar=2 #medio
if 0.66 ≤ Valor difuso ≤ 1 then Cantidad de OA a entregar=3 #alto

#####---- INTERCALADO, RECURRENCIA Y AGOTAMIENTO ----#####
i=0, Umbral de reinicio = 4 # Son 4 tipos de OA en el curso (n=4)
      (texto, audio, video e infografía)

cadena_de_elementos_a_entregar = []

for j in range (0, m): # m es el número de OA en el módulo del curso
  Localiza el OA dentro del curso cuyo ID == j
    if el Tipo de OA del Curso del elemento j == Patron_seleccion [i]
      # Selecciona la versión

      then: Agrega un elemento nuevo a secuencia_didactica adaptativa
    i=i+1
    Si i==n+1 entonces i=0
```

Fuente: Elaboración propia

Pruebas

Se realizó la implementación del algoritmo en código Python, utilizando las librerías *Pandas* para el manejo de *datasets* o tablas y *Numpy* para el manejo de cálculos y funciones matemáticas. Lo anterior con el fin de simular una SDA para tres individuos “A”, “B” y “C” con características cognitivas diferentes, lo que resultó en valores de tipos de OA distintos y por ende patrones de selección diferentes para cada individuo. En las tablas 4, 5 y 6 se pueden observar las SDA para los individuos “A”, “B” y “C” respectivamente.

Tabla 4. SDA entregada al individuo “A”

	course_id	module_title	LO_type	module_id	LO_id	topic_Title
395	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	1	USO DE LOS VERBOS
396	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	2	USO DE LOS VERBOS
397	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	3	USO DE LOS VERBOS
146	1	GRAMÁTICA	Audio	3	4	USO DE LOS VERBOS
147	1	GRAMÁTICA	Audio	3	5	USO DE LOS VERBOS
274	1	GRAMÁTICA	Video	3	6	USO DE LOS VERBOS
275	1	GRAMÁTICA	Video	3	7	USO DE LOS VERBOS
24	1	GRAMÁTICA	Texto	3	8	USO DE LOS VERBOS
403	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	9	USO DE LOS VERBOS
404	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	10	USO DE LOS VERBOS
405	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	11	USO DE LOS VERBOS

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5. SDA entregada al individuo “B”

ID	course_id	module_title	LO_type	module_id	LO_id	topic_Title
143	1	GRAMÁTICA	Audio	3	1	USO DE LOS VERBOS
144	1	GRAMÁTICA	Audio	3	2	USO DE LOS VERBOS
145	1	GRAMÁTICA	Audio	3	3	USO DE LOS VERBOS
272	1	GRAMÁTICA	Video	3	4	USO DE LOS VERBOS
273	1	GRAMÁTICA	Video	3	5	USO DE LOS VERBOS
400	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	6	USO DE LOS VERBOS
23	1	GRAMÁTICA	Texto	3	7	USO DE LOS VERBOS
150	1	GRAMÁTICA	Audio	3	8	USO DE LOS VERBOS
151	1	GRAMÁTICA	Audio	3	9	USO DE LOS VERBOS
152	1	GRAMÁTICA	Audio	3	10	USO DE LOS VERBOS
279	1	GRAMÁTICA	Video	3	11	USO DE LOS VERBOS

Fuente: Elaboración propia

Tabla 6. SDA entregada al individuo “C”

ID	course_id	module_title	LO_type	module_id	LO_id	topic_Title
143	1	GRAMÁTICA	Audio	3	1	USO DE LOS VERBOS
144	1	GRAMÁTICA	Audio	3	2	USO DE LOS VERBOS
145	1	GRAMÁTICA	Audio	3	3	USO DE LOS VERBOS
398	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	4	USO DE LOS VERBOS
399	1	GRAMÁTICA	Infografía	3	5	USO DE LOS VERBOS
274	1	GRAMÁTICA	Video	3	6	USO DE LOS VERBOS
275	1	GRAMÁTICA	Video	3	7	USO DE LOS VERBOS
24	1	GRAMÁTICA	Texto	3	8	USO DE LOS VERBOS
151	1	GRAMÁTICA	Audio	3	9	USO DE LOS VERBOS
152	1	GRAMÁTICA	Audio	3	10	USO DE LOS VERBOS
153	1	GRAMÁTICA	Audio	3	11	USO DE LOS VERBOS

Fuente: Elaboración propia

Como puede observarse en la columna LO_Type de las tablas 2 y 3, las secuencias didácticas presentan un patrón de selección específico para cada individuo. Para el individuo “A” se entregan de forma secuencial tres OA de tipo Infografía, seguidos de dos OA de tipo Audio, dos OA de tipo “Video” y uno de tipo “Texto”. En el siguiente elemento (LO_id=9) el patrón se vuelve a repetir. En el caso del individuo “B”, este recibirá tres audios de inicio, y a continuación, dos videos, una infografía y un texto.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

A través de la metodología de etapas en cascada para el desarrollo de sistemas y con base en el estándar LOM-ES ver 1.0, es posible construir un algoritmo para la entrega de secuencias didácticas adaptativas (SDA). Este algoritmo se denomina Agotamiento Secuencial, Priorizado, Intercalado y Recursivo para la Asignación de Objetos de Aprendizaje (ASPIRADO). De acuerdo a una revisión realizada sobre trabajos que proponen sistemas de aprendizaje adaptativo basado es la técnica de los FIS para lograr la adaptabilidad, no se encontró evidencia de que estas incluyeran un método o forma para la integración y entrega de secuencias didácticas a los estudiantes.

Si bien existen estudios en los que se proponen la conformación de secuencias didácticas, como el de Karoui, Alvarez, Goffre, Dherbey-Chapuis, Rodi, y Ramalho (2021) y Hernandez-Cardenas, Castano, Cruz-Guzman, y Nigenda-Alvarez (2021), estos no consideran como técnica de adaptabilidad los FIS. Las pruebas que se realizaron, simulando dos usuarios del sistema de aprendizaje adaptativo con características cognitivas distintas, permitieron generar secuencias de aprendizaje adaptadas a su perfil.

La presente propuesta expone un método para la integración de secuencias didácticas adaptativas, a partir de los niveles de entrega de objetos de aprendizaje que son determinados a través de un Sistema de Inferencia Difuso utilizado para lograr la adaptabilidad en Sistemas de Aprendizaje Adaptativos. Este método es un algoritmo denominado Agotamiento Secuencial Priorizado, Intercalado y Recurrente para la Asignación Dinámica de Objetos de Aprendizaje (ASPIRADO). El algoritmo se codificó en lenguaje Python y como resultado se obtuvo un programa de cómputo que presentó tiempos bajos de ejecución durante el desarrollo de las pruebas (generación de tres secuencias didácticas).

Además, la codificación se realizó en pocas líneas de programación gracias a la inclusión de las librerías *Pandas* y *Numpy*. El algoritmo ASPIRADO puede ser implementado en cualquier otro lenguaje de programación y su modularidad permite que pueda ser adaptado para diferentes sistemas de gestión de aprendizaje basados en FIS que requieran la generación de secuencias didácticas adaptativas. La principal limitante que presenta el algoritmo ASPIRADO está que está enfocado a sistemas de aprendizaje adaptativo que utilicen como técnica de adaptabilidad los FIS y cuya salida sean los niveles

de entrega de objetos de aprendizaje; Sistemas de aprendizaje con características diferentes requieren de modificaciones al algoritmo.

Las posibles rutas de investigación que se desprenden de la propuesta del algoritmo ASPIRADO son: a) generar metodologías para la creación de programas de formación (PF) a partir de secuencias didácticas adaptativas en sistemas de aprendizaje adaptativo que se apoyan en la técnica del FIS; b) conformar secuencias didácticas a partir de objetos de aprendizaje que sean generados en sistemas de aprendizaje adaptativo que utilicen técnicas de adaptabilidad diferentes a los FIS, c) proponer mejoras (optimización) o alternativas al algoritmo ASPIRADO y d) integrar el algoritmo ASPIRADO en propuestas de aprendizaje adaptativo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Afini N., Shuib L., Md Nasir H.N., Bimba A., Idris N. & Balakrishnan V. (2018). Identification of personal traits in adaptive learning environment: Systematic literature review, *Computers & Education*. 130. 168-190 <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.11.005>
- Almohammadi, K, Hagra, H., Yao, Bo., Alzahrani, A., Alghazzawi, D. y Aldabbagh, G. (2015). A type-2 fuzzy logic recommendation system for adaptive teaching. *Soft Computing*, 21(4), 965–979. <https://doi.org/10.1007/s00500-015-1826-y>
- Balasubramanian, V. y Margret, S. (2018). Learning style detection based on cognitive skills to support adaptive learning environment – A reinforcement approach. *Ain Shams Engineering Journal*, 9, 895-907. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2016.04.012>
- Bradac y Walek (2017). A comprehensive adaptive system for e-learning of foreign languages. *Expert Systems with Applications*. 90, 414-426. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.08.019>
- Collazo, Y., Paez, M. y Fernández, J. (2021). Los objetos de aprendizaje: una revisión bibliográfica con enfoque bibliométrico. (2021). *Ciencias de la Información*. 52(1). 3-10. https://bit.ly/rev_bib_OA
- Ennouamani, S. y Mahani, Z. (2019). Towards adaptive learning systems based on fuzzy-logic. *Intelligent Computing-Proceedings of the Computing Conference*. 625-640. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22871-2_42
- Guevara, C. y Aguilar, J. (2019). Modelo Ontológico del Estándar LOM Extendido para la Gestión de Objetos de Aprendizaje Adaptativos. *Avances y retos de la ciencia e ingeniería*. 315-324. <https://bit.ly/3TQyR2R>
- Hernandez-Cardenas, L., Castano, L., Cruz-Guzman, C. y Nigenda-Alvarez, J. (2021). Personalised learning model for academic leveling and improvement in higher education. *Australasian Journal of Educational Technology*, 38(2), 70-82. <https://bit.ly/3QxTE8v>
- Hussain, S., Kim, Y., Thakur, S. y Breslin, J. (2022). Optimization of Waiting Time for Electric Vehicles Using a Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 1-12. <https://doi.org/10.1109/TITS.2022.3140461>

- Karoui, A., Alvarez, L., Goffre, T., Dherbey-Chapuis, N., Rodi, M. y Ramalho, M. (2021), Pathways within the European Platform for Personalized Language Learning PEAPL. *Proceedings of the 29th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*. 90–94. <https://doi.org/10.1145/3450614.3464480>
- López, A., González, A y Guerra, C. (2021). Desarrollo e implementación de un sistema de inferencia difuso en un juego serio que ayude a fortalecer el razonamiento lógico-matemático. *Ingenierías*, 24(90), https://bit.ly/FIS_raz_log_mat
- Marzal, M y Parra, P. (2021). La educación competencial desde Visual Literacy y Gaming para la innovación educativa: propuesta para un diseño instruccional de curso. *Ibersid*. 15(1), 75-83, https://bit.ly/edu_comp
- Megahed, M., y Mohammed, A. (2020). Modeling Adaptive E-Learning Environment using Facial Expressions and Fuzzy Logic. *Expert Systems with Applications*, 113460. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113460>
- Ministerio de Educación de España. (2009). *Anexo I objeto digital educativo (ODE) definición, arquitectura, niveles de agregación y tipología*. Madrid: Gobierno de España. <https://bit.ly/3qp09jl>
- Mohamed, F., Abdeslam, J., Lahcen, E.B. (2017). Personalization of learning activities within a virtual environment for training based on fuzzy logic theory. *Mathematics in Natural Science*. 3 (2018), 12–17 <https://doi.org/10.22436/mns.03.01.02>
- Nafea, S., Siewe, F. y He, Y. (2018). ULEARN: Personalized Course Learning Objects Based on Hybrid Recommendation Approach. *International Journal of Information and Education Technology*, 8(12), 842-847. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2018.8.12.1151>
- Núñez-Márquez, I., Rodríguez, L., Salazar, G., Castro, L., et al. (2015). *A Framework for Automatic Identification of Learning Styles in Learning Management Systems*. *Research in Computing Science* 106 (2015). pp. 59–68; rec. 2015-09-04; acc. 2015-10-02. <https://bit.ly/3L0gwfE>
- Pascual, S. (2021). Recursos Educativos Abiertos en las bibliotecas universitarias españolas: el caso del TFG. Facultad de Filosofía y Letras de la Universidad de Zaragoza. https://bit.ly/rec_edu_ab

- Quintanar, R. y Hernández, S. (2022). Modelos Tecnológicos De Aprendizaje Adaptativo Aplicados a La Educación. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes 2.0* 15 (1). 41-66. <https://doi.org/10.37843/rted.v15i1.308>.
- Xie, H., Chu, H., Hwang, G. & Wang, Ch. (2019). Trends and development in technology-enhanced adaptive/ personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017. *Computers and Education*. 140 (2019). <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103599>
- Zhao, Q., Lai, Sh., Wang, J. y Wang, L. (2021). Hybrid Fuzzy Rule-Based Classification System for Moodle LMS System, *Journal of Internet Technology*, 22(1), 81-90. <https://doi.org/10.3966/160792642021012201008>