



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

CALM: un modelo de
aprendizaje
personalizado y
adaptativo

Alberto Real Fernández



Tesis **Doctorales**

UNIVERSIDAD de ALICANTE

Unitat de Digitalització UA
Unidad de Digitalización UA

CALM:
un modelo de aprendizaje
personalizado y adaptativo

Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Alberto Real Fernández



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial

Escuela Politécnica Superior

CALM: un modelo de aprendizaje personalizado y adaptativo

Alberto Real Fernández

Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Tesis presentada para aspirar al grado de

DOCTOR POR LA UNIVERSIDAD DE ALICANTE

Doctorado en Informática

Dirigida por:

Faraón Llorens Largo

Rafael Molina Carmona

Agradecimientos

Los primeros a los que quiero agradecer son Rafa y Faraón, mis tutores, que desde el principio me animaron a llevar lo que surgió como un Trabajo Fin de Máster a esta tesis doctoral, apoyándome en todos estos años de investigación, haciendo este trabajo tan suyo como mío y convirtiéndome en más que un doctorando, un compañero de profesión. A ellos les debo el resultado que ha tenido esta tesis, que nos ha llevado a un ilusionante proyecto, y el crecimiento académico e investigador que he experimentado en estos años, iniciándome en una apasionante carrera que tengo por delante.

Mi más sincero agradecimiento a mis padres, que me apoyaron desde que el principio, cuando tomé la decisión de comenzar esta tesis, y no han dejado de mostrarme su ayuda y ánimos en todo este tiempo, como han hecho toda la vida. Gracias por vuestro siempre apoyo incondicional en todo este proceso.

Por último, a mi pareja, Andrea, que ha compartido conmigo el tramo final de este camino, pero sin duda el más determinante, mostrando siempre ese interés en escuchar y entender este proyecto. Gracias por apoyarme y compartirlo.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Resumen

Desde hace años venimos contemplando cómo nuestra sociedad ha cambiado de la mano de la evolución de las Tecnologías de la Información (TI). Nos encontramos en un entorno que cambia constantemente, en el que la información se renueva continuamente, lo que nos lleva a un aprendizaje dinámico, continuo, y cuyas barreras están desapareciendo, hacia un aprendizaje global. Con esto, la educación está inmersa en un proceso de cambio, de una transformación que permita hacer frente a estas nuevas características y necesidades que presenta la sociedad en este nuevo entorno, una transformación digital. Se trata de una forma diferente de aprendizaje en la que, además, los espacios educativos se están deslocalizando.

Y en este proceso de transformación, el potencial y el rápido crecimiento de las tecnologías de la información pueden tener un papel crucial y conformar la base para una verdadera evolución en este entorno digital.

Sin embargo, la situación actual es que estas expectativas no se han cumplido, el uso de las TI en educación no está logrando el efecto que se esperaba, no están contribuyendo a una verdadera transformación del proceso de aprendizaje. Y es que, entre otras razones, el uso que se está haciendo de las TI es de meras herramientas complementarias, un uso superficial, cuando deberíamos emplearlas para poder profundizar en el proceso de aprendizaje. Para conseguir un cambio significativo, esa transformación que se pretende, debemos ir más allá.

Por esta razón, proponemos un modelo de aprendizaje adaptativo y personalizado, que sirva de base para crear un sistema de aprendizaje que permita cubrir las necesidades detectadas en la sociedad digital sin descuidar los objetivos intencionales educativos. Un modelo que hemos llamado CALM, acrónimo de *Customized Adaptive Learning Model*.

Se trata de un modelo que se adaptará a las características y al estado de cada aprendiz y que busca acrecentar su motivación, ofreciéndole autonomía en su propio proceso de aprendizaje, en un ciclo continuo de mejora. Todo ello diseñado y supervisado en todo momento por el docente, cuyo papel consideramos crucial en este proceso.

En este modelo, el contenido está dividido en competencias, que serán los conocimientos, las habilidades y las aptitudes que los aprendices irán adquiriendo, dispuestas en forma de grafo dirigido o, como lo llamamos, mapa de competencias. Estas competencias serán desarrolladas a través de actividades que irán realizando, y será el propio sistema, a través de lo que llamamos el motor de selección, el que asigne a cada aprendiz en cada momento la actividad que considere más apropiada.

Por su parte, el docente será el que diseñe todo el conjunto de aprendizaje, creando las competencias y configurando el mapa, y añadiendo las actividades. Después, podrá en todo momento supervisar el proceso de todos los aprendices, analizando su progreso y estado, tanto colectivo como individual, y gestionarlo a través de un factor clave que introducimos en el modelo: las estrategias instruccionales. A través de ellas, el docente podrá guiar al modelo en la selección de actividades, de modo que, a pesar de que este analiza de forma dinámica las características de cada aprendiz para asignarles una actividad, la estrategia docente marcará la decisión a tomar, según los criterios que el docente considere apropiados, individual o globalmente.

Para comprobar que las características de nuestro modelo, hemos puesto en práctica el modelo a través de una prueba con una plataforma piloto, usada por estudiantes y docentes reales, obteniendo unas valoraciones muy positivas por ambas partes.

Con CALM, hemos propuesto una base para construir un sistema de aprendizaje inteligente con el que cubrir las necesidades educativas que presenta nuestra sociedad actual, a través de un aprendizaje adaptativo y personalizado, teniendo siempre presentes los objetivos docentes.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Resum

Fa anys que contemplem com la nostra societat ha canviat mà a mà amb l'evolució de les Tecnologies de la Informació (TI). Ens trobem en un entorn que evoluciona constantment, en el que la informació es renova contínuament, emportant-nos a un aprenentatge dinàmic, continu i amb unes barreres en desaparició, convertint-se en un aprenentatge global.

D'aquesta manera, l'educació està immersa en un procés de canvi, d'una transformació que permeta enfrontar aquestes noves característiques i necessitats de la societat en aquest nou entorn, una transformació digital. Es tracta d'una manera diferent d'aprenentatge associada a la deslocalització progressiva dels espais educatius.

Es en aquest procés de transformació on el potencial i ràpid creixement de les tecnologies de la informació poden jugar un paper crucial i establir-se com la base d'una vertadera evolució en aquest entorn digital.

No obstant això, aquestes expectatives no se han acomplert en la actualitat, l'ús de les TI en l'educació no està aconseguint l'efecte que s'esperava, no estan contribuint a una vertadera transformació del procés d'aprenentatge. I és que, entre altres raons, l'ús que s'està fent de les TI és com a meres eines complementàries, donant-les un ús superficial quan deuríem utilitzar-les per a profunditzar en el procés d'aprenentatge. Per a aconseguir un canvi significatiu, la transformació que es pretén, hem d'anar més enllà.

Per aquesta raó, proposem un model d'aprenentatge adaptatiu i personalitzat, que serveix de base per a crear un sistema d'aprenentatge que permeta cobrir les necessitats detectades a la societat digital sense descuidar els objectius intencionals educatius. Un model que em anomenat CALM, acrònim de Customized Adaptive Learning Model.

Es tracta d'un model que s'adaptarà a les característiques i a l'estat de l'aprenent i que busca a créixer la seua motivació, oferint-li autonomia al seu propi procés d'aprenentatge, en un cercle continu de millora. Tot allò dissenyat i supervisat en tot moment pel docent que té un paper crucial en aquest procés.

En aquest model, el contingut està dividit en competències, que seran els coneixements, les habilitats i les aptituds que els aprenents aniran adquirint, disposades en forma de graf dirigit o, com nosaltres l'anomenem, mapa de competències. Aquestes competències seran desenvolupades mitjançant les activitats que aniran realitzant, i serà el propi sistema, amb el anomenat motor de selecció, aquell que assigne a cadascun dels aprenents l'activitat que considera més oportuna en cada moment.

Per la seua part, el docent serà el que dissenye tot el conjunt d'aprenentatge, creant les competències i configurant el mapa, afegint les activitats. Després, podrà en tot moment supervisar el procés de tots els aprenents, analitzant el seu progrés i estat, tant col·lectiu com individual i gestionant-lo mitjançant un factor clau que introduïm en el model: les estratègies instruccional. D'aquesta manera, el docent podrà guiar al model en la selecció de activitats i, tot i que aquest analitza de forma dinàmica les característiques de cadascun dels aprenents per assignar-les una activitat, l'estratègia docent marcarà la decisió a prendre, seguint els criteris que el docent considere oportuns, individual o globalment.

Alberto Real Fernández

Per a comprovar que les característiques del nostre model es compleixen, hem posat en pràctica el model mitjançant una prova amb una plataforma pilot, utilitzada per estudiants i docents reals, obtenint unes valoracions molt positives per ambdues parts.

Amb CALM hem proposat una base per a construir un sistema d'aprenentatge intel·ligent amb el que cobrir les necessitats educatives que presenta la nostra societat actual, mitjançant un aprenentatge adaptatiu i personalitzat, sempre tenint en compte els objectius docents.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Abstract

From years ago we have witnessed how our society has changed due to the evolution of Information Technology (IT). We are now immersed in an environment that is constantly changing, in which information is continually renewed, leading us to a dynamic and continuous learning, whose barriers are disappearing, towards a global learning. Therefore, education is immersed in a process of change, of a transformation that allows us to face these new features and needs that society presents in this new environment, a digital transformation. This is a different way of learning in which educational spaces are being relocated.

And in this transformation process, the potential and fast growth of information technologies can play a crucial role and form the basis of an actual evolution in this digital environment.

However, the current situation is that these expectations have not been fulfilled, the use of IT in education is not achieving the expected effect, they are not contributing to an actual transformation of the learning process. Among other reasons, the use of IT in education is merely as complementary tools, a superficial use, but we should be using them to deepen the learning process. If we want to achieve a significant change, the transformation that is intended, we must go further.

For this reason, we propose a personalized and adaptive learning model, which serves as a basis for creating a learning system that can meet the need detected in the digital society keeping in mind the intentional educational objectives. A model called CALM, acronym for Customized Adaptive Learning Model.

It is a model that will adapt to the features and status of each learner and aims to increase their motivation, offering them autonomy in their own learning process, in a continuous improvement cycle. All of this will be designed and supervised by the teacher, whose role we consider crucial in this process.

In this model, the content is divided into competences, which will be the knowledge, skills and aptitudes the learners will acquire, displayed in the form of a directed graph or, as we call it, a competence map. These competences will be developed through activities that they will complete, and the system itself will assign to each learner at a certain moment the activity it considers the most appropriate, by means of what we call the selection engine.

On the other hand, the teacher will be the one who designs the whole learning set, creating the competences and configuring the map, and adding the activities. Then they will be able to supervise the process of all learners at any time, analyzing their progress and status, both collective and individual, and manage it through a key factor we introduce in the model: instructional strategies. Through them the teacher will be able to guide the model in the selection of activities, so that despite the model dynamically analyzes the features of each to assign them an activity, the teaching strategy will mark the decision to be made, according to the criteria the teacher considers appropriate, individually or globally.

To verify that the characteristics of our model are fulfilled, we have put the model into practice through a test with a pilot platform, used by actual students and teachers, obtaining very positive feedback on both sides.

Alberto Real Fernández

With CALM we have proposed a basis for building a smart learning system to fulfill the educational needs of our current society, through a personalized and adaptive learning, always keeping in mind the teaching objectives.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Índice de contenidos

Agradecimientos	5
Resumen	7
Resum	9
Abstract	11
Índice de contenidos	13
Índice de figuras	17
Índice de tablas	19
1 Introducción	21
1.1. Hipótesis y preguntas de investigación	23
1.2. Metodología	24
1.3. Fases de la investigación	24
1.4. Estructura de la tesis	25
2 La educación en la sociedad digital	27
2.1. Smart pedagogy: smart learning + smart teaching	29
2.2. Aprendizaje personalizado y adaptativo	31
2.3. Plataformas y herramientas de aprendizaje	32
2.4. El aprendiz en un sistema de <i>smart learning</i>	34
2.5. La actividad en un sistema de <i>smart learning</i>	39
2.6. Reflexiones y respuestas	41
3 Modelo de aprendizaje basado en competencias y actividades	43
3.1. Arquitectura de información	44
3.1.1. Relación entre competencias y actividades de aprendizaje	44
3.1.2. Componentes estáticos	45
3.1.3. Componentes dinámicos	51
3.2. Arquitectura lógica	54
3.2.1. Vistas	54
3.2.2. Diagrama de casos de uso	55
3.3. Reflexiones y respuestas	58
4 Caracterización de actividades y aprendices	59
4.1. Vector de características	60
4.1.1. Definición de variables	61
4.1.2. Actualización del vector de aprendiz	65
4.1.3. Validación de la actualización del vector de aprendiz	67
4.2. Reflexiones y respuestas	70
5 Estrategias instruccionales	71

5.1.	Dimensiones propuestas	72
5.1.1.	Estado emocional	72
5.1.2.	Objetivos de aprendizaje	73
5.1.3.	Estilos de aprendizaje	73
5.1.4.	Nivel cognitivo y tipo de conocimiento	73
5.1.5.	Memoria a largo plazo	74
5.2.	Aplicación de las estrategias	74
5.3.	Reflexiones y respuestas	77
6	Caso de uso	79
6.1.	Creación del curso	80
6.2.	Seguimiento de los aprendices	87
6.2.1.	Reflexiones y respuestas	90
7	Valoración del modelo propuesto	91
7.1.	Diseño del experimento	91
7.2.	Realización del experimento	93
7.3.	Resultados de las encuestas	94
7.3.1.	Valoración de los estudiantes	94
7.3.2.	Valoración de los docentes	97
7.4.	Reflexiones y respuestas	98
8	Discusión	101
8.1.	Estrategias instruccionales	104
8.2.	Actualización del vector de actividad	105
8.3.	Implementación del sistema	106
8.4.	Hipótesis y preguntas de investigación	101
9	Conclusiones y trabajo futuro	109
9.1.	Resultados de investigación	110
9.2.	Trabajo futuro	114
10	Referencias	115

Índice de figuras

Figura 1. Ciclos metodología investigación-acción	24
Figura 2. Gráfica que representa el recorrido del Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial en el Top 10 de Gartner de tecnologías con mayor impacto en la Educación Superior.	32
Figura 3. Gráfica del canal de flujo de Csikszentmihalyi.	35
Figura 4. Los ocho estados emocionales de la Teoría de Flujo de Csikszentmihalyi.	35
Figura 5. Ilustración básica como ejemplo del mapa de competencias propuesto.	45
Figura 6. Representación de la bolsa de actividades.	46
Figura 7. Representación del motor de selección, haciendo de conector entre el mapa de competencias y la bolsa de actividades.	46
Figura 8. Ejemplo de un mapa de competencias básico diseñado por un docente para un curso concreto.	48
Figura 9. Representación gráfica ampliada del motor de selección	51
Figura 10. Ejemplo de instancia del mapa de competencias para un aprendiz, en su inicialización.	52
Figura 11. Ejemplo de instancia de la bolsa de actividades para un aprendiz, en su inicialización sólo con las actividades correspondientes a la competencia inicial C1.	53
Figura 12. Instancia del mapa de competencias anterior con un progreso ya realizado, donde vemos varias competencias desbloqueadas (C1, C2, C3 y C4), con sus valores actuales de fuerza, y una de ellas superada (C1).	53
Figura 13. Instancia de la bolsa de actividades anterior tras haber progresado, con nuevas actividades añadidas (A4, A8 y A9) y realizadas (A1, A4, A5 y A8).	54
Figura 14. Visión general del modelo, donde vemos al docente que gestiona el mapa de competencias y la bolsa de actividades del curso, y a su vez el estado de cada aprendiz, con sus instancias correspondientes.	55
Figura 15. Diagrama de casos de uso de la creación de un curso por parte de un docente.	56
Figura 16. Diagrama de casos de uso con el registro de un aprendiz en el curso.	56
Figura 17. Diagrama de casos de uso que representa la selección de una competencia por parte de un aprendiz, y en consecuencia la realización de una actividad.	57
Figura 18. Representación gráfica del motor de selección, con la actualización del vector de aprendiz y del vector de actividad	65
Figura 19. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 90. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.9$, $e_{\min} = 80$, $e_{\max} = 100$.	68
Figura 20. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 50, y la mayoría se estabiliza en la iteración 60, aproximadamente. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.9$, $e_{\min} = 0$, $e_{\max} = 100$.	68
Figura 21. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 50 como la anterior, pero con menor velocidad, ya que se estabilizan sobre la iteración 100. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.5$, $e_{\min} = 0$, $e_{\max} = 100$.	69

Figura 22. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende también a 50, pero con menor velocidad incluso, ya que se estabilizan sobre la iteración 160. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.2$, $e_{\min} = 0$, $e_{\max} = 100$. _____	69
Figura 23. Captura con la competencia llamada "Escena", con la vista que tendrá la competencia (izquierda) y la ficha resumen de la misma (derecha). _____	80
Figura 24. Vista de las seis competencias creadas en el mapa, aún sin establecer conexiones. _____	81
Figura 25. Sección del mapa de competencias con una dependencia obligatoria de dos competencias ("Motores" y "Escena") hacia otra ("Árbol"). _____	82
Figura 26. Sección del mapa con dos dependencias obligatorias, ambas partiendo de las dos primeras competencias ("Motores" y "Escena"), que serán las iniciales. _____	82
Figura 27. Mapa parcial del curso actual, con las seis competencias creadas hasta el momento y sus conexiones creadas. _____	83
Figura 28. Mapa final de la asignatura creada, tras haber creado y relacionado todas las competencias. _____	84
Figura 29. Actividad creada con un vídeo explicativo y una pregunta de respuesta única. _____	85
Figura 30. Actividad creada con vídeo explicativo y respuesta de verdadero o falso. _____	86
Figura 31. Captura de la vista de edición de una competencia, donde se puede cambiar su título, sus umbrales y las actividades que contiene, pudiéndolas activar o desactivar y previsualizarlas. _____	87
Figura 32. Instancia del mapa de competencias creado, para un aprendiz al inicio del curso. _____	87
Figura 33. Instancia del mapa de competencias de un aprendiz que está realizando el curso. _____	88
Figura 34. Vista detalle del estado de un aprendiz para una competencia, donde se detallan las actividades que ha realizado (o no) y el resultado obtenido. _____	89
Figura 35. Vista del estado de un aprendiz desglosado por competencias, tiempo total empleado en la misma, las actividades realizadas o el progreso de completación. _____	90
Figura 36. Resultados de respuestas correspondientes a la característica 1, con las preguntas 1, 2, 3, 5 y 7. _____	95
Figura 37. Respuestas a la pregunta 10, referente a la característica 2 del modelo. _____	95
Figura 38. Respuestas para las preguntas 9 y 11, referentes a la característica 3. _____	96
Figura 39. Respuestas correspondientes a la característica 4, que engloban las preguntas 5, 6, 7 y 10. _____	96

Índice de tablas

Tabla 1. Tabla resumen con las diferentes características de los aprendices, y las principales teorías o modelos que las clasifican _____	38
Tabla 2. Conceptos asociados al mapa de competencias. _____	48
Tabla 3. Resumen de conceptos asociados a una actividad. _____	49
Tabla 4. Dimensiones propuestas para las estrategias instruccionales, con sus tácticas correspondientes y variables que emplean. _____	75



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

1 | Introducción

La fuerte implantación de las Tecnologías de la Información (TI) ha supuesto una revolución que ha alcanzado a todos los ámbitos de la sociedad. En particular, la educación está inmersa en una etapa de convulsión para adecuarse a las necesidades presentes y futuras, para una transformación digital. Estamos siendo testigos de un cambio en las herramientas empleadas por instituciones y docentes que abren un amplio conjunto de nuevas posibilidades, alternativas a la docencia tradicional (Area, 2017; Bedenlier et al., 2020; Llorens Largo, 2009b).

La transformación tecnológica no puede llevarnos solamente a una mera actualización de las herramientas utilizadas, sino que debe englobar todo el modelo y el proceso de enseñanza-aprendizaje. Si no hay una verdadera transformación, las expectativas de una contribución potencial a la mejora del aprendizaje pueden no cumplirse (Daniela, 2019; Punie et al., 2006). De hecho, la mayoría de las herramientas surgidas bajo el concepto e-learning todavía no aprovechan las capacidades de las TI, replicando el aprendizaje estático y lineal tradicional, pero eliminando la parte de interacción personal, tan provechosa en la educación presencial.

La evolución de las TI y la irrupción de internet han hecho que, a día de hoy, la gran mayoría de las universidades oferten, total o parcialmente, estudios online (Llorens Largo, 2015b). Pero lo que hacen todas es apoyar sus estudios presenciales con las tecnologías educativas. Prácticamente todas las universidades españolas disponen de entornos virtuales para gestionar este tipo de aprendizaje (LMS, *Learning Management System*) y muchas se han lanzado a incorporar plataformas para ofrecer cursos online, incluso hay algunas que únicamente ofertan este tipo de enseñanza (Gómez, 2021).

Los primeros, los LMS, son gestores de contenidos y recursos de aprendizaje, generalmente de acceso privado, que incorporan herramientas de interacción y comunicación y en ocasiones de evaluación, entre otras características. En cuanto a los cursos online, existe una amplia variedad de tipos, uno de los más extendidos son los llamados MOOC (*Massive Online Open Courses*), que ofrecen los materiales en abierto y sin restricción de acceso, pero adolecen frecuentemente de falta de variedad y accesibilidad educativa, y presentan una alta tasa media de abandono. A raíz de estas experiencias surgieron otras modalidades que integraron, por ejemplo, restricciones de acceso, para hacerlos menos universales; otras que incluyeron certificaciones otorgadas al finalizar un curso con éxito; y otras que se crearon como una revisión de los MOOC, cambiando a un formato pequeño y privado con intención de adecuarse a unas necesidades de aprendizaje específicas, llamados SPOC (*Small Private Online Course*). En cualquier caso, estas plataformas son rígidas por lo general, con un contenido preestablecido, estructurado de manera predeterminada y uniforme, de forma que todos los estudiantes se encuentran con exactamente los mismos materiales, sin tener en cuenta sus capacidades o necesidades particulares, aunque también han surgido algunos modelos de MOOCs más disruptivos, que tratan de cambiar esa dinámica, ofreciendo diferente contenido según la persona que accede (Esteban-Escañó et al., 2018; García-Peñalvo et al., 2018). Sin embargo, este tipo de herramientas no han llegado a conseguir el impacto que se esperaba en educación (Castro, 2019). Pero estas experiencias no pueden verse como referentes fracasados, sino que constituyen la base que marca el comienzo de un cambio irreversible en la educación (Delgado Kloos, 2014; Llorens Largo, 2015a).

Fuera del ámbito de las enseñanzas regladas, se han desarrollado plataformas novedosas que persiguen un modelo educativo individualizado, constante y progresivo, que se adapta a las diferentes necesidades o conocimientos del estudiante. Un caso paradigmático y con años de experiencia acumulada es Duolingo, que se ha constituido en un referente en las aplicaciones de e-learning de idiomas. Aunque este tipo de herramientas incorporan algunas características para adaptarse de forma individual a los usuarios, siguen siendo experiencias específicas centradas en ámbitos concretos, sesgadas en cuanto a contenido, por lo que no permiten un uso más generalizado (Real Fernández, 2016).

Nos encontramos ante la necesidad de preparar a los estudiantes para un aprendizaje y formación continuos, hacerles saber que deben asumir un ciclo continuo de aprendizaje, desaprendizaje y reaprendizaje. Se trata de fomentar en esta nueva generación de aprendices un aprendizaje autónomo y sujeto a una posible caducidad, algo que en parte han sido capaces de desarrollar, con la mencionada capacidad autodidacta respecto al uso de las nuevas tecnologías. Frente a un concepto de aprendizaje predefinido y lineal, aparece un concepto de aprendizaje dinámico y en red. Y además debemos tener presente que cada estudiante tiene habilidades particulares, aprende de una manera diferente y a diferentes ritmos. La enseñanza de "talla única", procedente de la era industrial y la producción en serie, no es la más apropiada para el mundo digital (Robinson & Aronica, 2014).

Este nuevo concepto, a pesar de estar presente en el mundo de la educación desde hace años, de una forma u otra, ha empezado a hacerse realidad recientemente a través del aprendizaje adaptativo. Tradicionalmente, los docentes han ayudado a los estudiantes según sus capacidades y progresos personalizando el proceso de enseñanza y aprendizaje, pero es hoy en día, con los avances en áreas como la neurociencia y la ayuda de las TI, cuando podemos conseguir un aprendizaje adaptativo real. Un paradigma en el que las herramientas educativas se adapten a las necesidades, estilos, expectativas y ritmos de aprendizaje específicos de cada aprendiz (B. Fleming, 2014).

Los actuales avances tecnológicos, centrados en desarrollos en el ámbito de las analíticas de aprendizaje (Siemens, 2012; Villagrà-Arnedo et al., 2020), la gamificación aplicada a la educación (Llorens Largo et al., 2016; Prensky, 2006), los sistemas de aprendizaje adaptativos e inteligentes basados en web (Brusilovsky & Peylo, 2003) y la combinación de estas técnicas (L. Johnson et al., 2013), nos permiten determinar que las tecnologías actuales están maduras para permitir la creación de sistemas de aprendizaje adaptativo, que además favorezcan un aprendizaje activo, autónomo y persistente. Activo, porque es importante que ese papel recaiga en el estudiante, resultando esenciales en el proceso la motivación y el compromiso de este. Autónomo, de modo que el proceso no requiera de una supervisión presencial constante, pueda muchas veces evaluar por sí mismo el progreso de cada alumno y aprender de sus necesidades. Y persistente, porque es importante que lo aprendido lo sea de verdad, es decir, que los conocimientos adquiridos perduren, y el estudiante sea capaz de seguir aprendiendo nuevos conocimientos que estén por llegar (Llorens-Largo et al., 2016).

Es por ello por lo que proponemos un modelo de aprendizaje que hemos llamado CALM (*Customized Adaptive Learning Model*). Se trata de un modelo de aprendizaje adaptativo y personalizado, que permita, haciendo uso del potencial de las tecnologías actuales, crear un sistema de aprendizaje inteligente que cubra las necesidades de aprendizaje detectadas en la sociedad digital.

1.1. Hipótesis y preguntas de investigación

Con esto, la hipótesis que nos planteamos y que queremos demostrar es:

Es posible apoyarnos en las tecnologías de la información, a través de un sistema inteligente diseñado y supervisado por un docente, para conseguir un aprendizaje personalizado y adaptativo para cada aprendiz, sin descuidar los objetivos educativos, y lograr así una transformación digital de la educación.

Y para demostrarla, nos hacemos las siguientes preguntas, que iremos respondiendo a lo largo de esta investigación:

- ¿Cuáles son las necesidades de la educación surgidas por la creciente evolución de las TI y su incorporación a todos los ámbitos de la sociedad?
- ¿Cómo es posible cubrir esas necesidades, apoyándonos en las propias TI?
- ¿En qué medida se han encaminado la aplicación y el uso de las TI en el ámbito educativo hacia ese objetivo?
- ¿Cómo se puede detectar, a través de las TI, las necesidades individuales de los aprendices sin descuidar los objetivos de aprendizaje?
- ¿Qué papel debe desempeñar el docente en un sistema de aprendizaje basado en TI?
- ¿Qué características debe tener un sistema de aprendizaje para cumplir ese propósito?

1.2. Metodología

Para la elaboración de esta tesis hemos seguido la metodología investigación-acción, la cual nos ha parecido adecuada porque consiste, grosso modo, en un estudio llevado a cabo para mejorar el sistema educativo y social. Atendiendo a diferentes autores, podemos definirla de varias formas. Según John Elliott (1991), se define como “un estudio de una situación social con el fin de mejorar la calidad de la acción dentro de la misma”. También, según Kemmis y McTaggart (1988), se puede definir como “una forma de indagación autorreflexiva realizada por quienes participan en las situaciones sociales o educativas para mejorar la racionalidad y la justicia de sus propias prácticas, de su comprensión y de las situaciones e instituciones en que estas se realizan”.

El proceso de la metodología investigación-acción está constituido por cuatro pasos o etapas, basado en ciclos que repiten cada una de esas etapas de forma iterativa, complementándose así entre ellas. Las etapas que se repiten en cada ciclo son: planificar, que consiste en identificar las cuestiones o problemas que marcarán la investigación; actuar, donde se pone en práctica lo que se ha investigado, buscando una solución o respuesta; observar, momento en el que se estudia y recoge información sobre la situación; y reflexionar, donde se analizan y comparten los resultados, con el fin de plantear nuevas cuestiones y profundizar, dando lugar así a nuevas investigaciones. En la figura 1 se puede apreciar cómo sería esa espiral de ciclos que representa esta metodología.

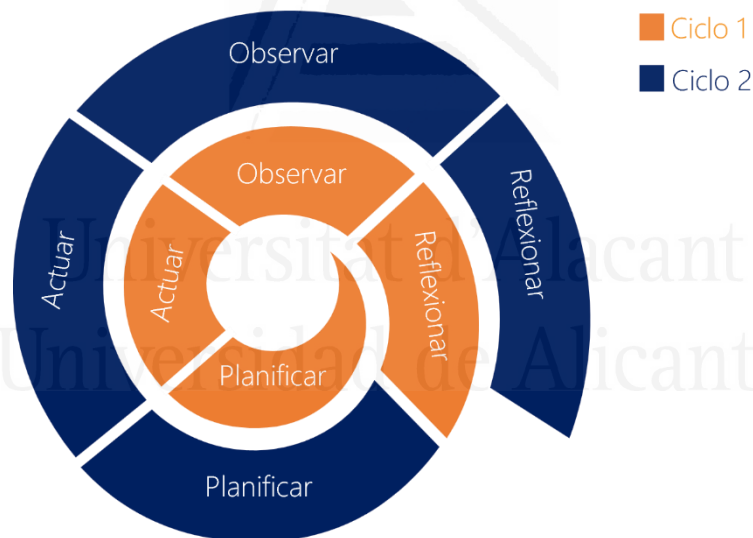


Figura 1. Ciclos metodología investigación-acción

1.3. Fases de la investigación

De esta forma, esta tesis ha estado marcada por una serie de fases o hitos que han ido dando forma y ampliando la investigación, desde el comienzo por una hipótesis inicial, que ha derivado en la enunciada anteriormente, con una propuesta base de un modelo de aprendizaje, profundizando hasta poder demostrar dicha hipótesis. Siguiendo la mencionada metodología investigación-acción, cada una de estas fases componen un ciclo o iteración, enfocadas a diferentes aspectos de la investigación, de forma que cada nueva línea planteada compartía parte de la anterior; y teniendo como resultado una publicación científica, como veremos más adelante.

A continuación, exponemos en qué consiste cada una de estas fases:

1. Se ha planteado la base teórica del modelo de aprendizaje adaptativo que proponemos, indagando sobre los conceptos centrales en los que se basa y sus elementos principales, así como un breve ejemplo de su funcionamiento.
2. Se ha realizado una investigación más a fondo sobre el estado del arte y el contexto, ampliando y actualizando información y referencias. Y, principalmente, se han ampliado las bases teóricas sobre las que se fundamenta el modelo propuesto, así como su funcionamiento y componentes. También se ha realizado un análisis más detallado de su comportamiento a través de una simulación desde el punto de vista de un aprendiz.
3. Se ha planteado una nueva línea de investigación: las estrategias instruccionales de aprendizaje y la caracterización de los aprendices y actividades. El modelo elige en cada momento una actividad apropiada para cada aprendiz, y para ello deberá caracterizar de forma individual tanto al propio aprendiz como a cada actividad, y en función de esa información y de la estrategia utilizada en dicho momento, tomar la decisión más adecuada. Se busca también proponer una serie de estrategias de aprendizaje a utilizar.
4. A partir de la investigación anterior, se ha profundizado en el tipo de información en la que consiste la caracterización de los aprendices, analizando diferentes tipos y formas de obtenerla. También se ha abierto el camino a una definición formal de esta caracterización.
5. Se ha ampliado la propuesta de caracterización con una definición formal completa, a través de un vector de características. Para implementarlo, se han identificado y definido las variables que lo componen y su algoritmo de actualización. También se ha propuesto un ejemplo práctico para explicar dicho proceso.
6. Con la propuesta de implementación anterior, se ha realizado una simulación para comprobar y validar el funcionamiento del algoritmo propuesto.
7. Con las bases teóricas del modelo ya propuestas, así como la parte de implementación de la caracterización de aprendices y actividades, se ha llevado a cabo el desarrollo de un prototipo de plataforma que implementa dicho modelo. Asimismo, se ha utilizado esta plataforma, en una versión piloto, en dos cursos reales, analizando los resultados a través de una serie de entrevistas y encuestas a los docentes y aprendices.
8. Finalmente, consideramos que, a través del modelo propuesto, se puede implementar un sistema de aprendizaje que nos lleve a una transformación digital de la educación, logrando un aprendizaje personalizado y adaptado para cada aprendiz de forma individual, al mismo tiempo que permite dirigir la enseñanza hacia sus objetivos.

1.4. Estructura de la tesis

Esta tesis doctoral se compone de diez capítulos, que vamos a describir brevemente. En el primero realizamos una introducción al tema central de la investigación y explicado la motivación de la misma, así como la hipótesis que vamos a intentar demostrar y las preguntas de investigación que nos hemos planteado para ese fin.

En el capítulo 2 realizamos un estudio sobre la situación de la educación en nuestra actual sociedad digital, analizando sus necesidades y exponiendo los conceptos clave que la rodean. También hacemos un pequeño estudio sobre las herramientas y plataformas de aprendizaje que han ido surgiendo en estos últimos años, para finalmente describir otros dos conceptos fundamentales en esta investigación: el aprendiz y la actividad.

El capítulo 3 contiene una explicación completa sobre CALM, el modelo de aprendizaje que proponemos, un modelo de aprendizaje adaptativo y personalizado sobre el que nos queremos basar para comprobar nuestra hipótesis, describiendo sus características, estructura y componentes, expuesto en las capas de arquitectura de información y de arquitectura lógica.

El capítulo 4 contiene una formalización para la caracterización de aprendices y actividades, es decir, saber cómo las describimos en nuestro modelo, y por ende, cómo las definiría el sistema, para poder adaptarse a cada aprendiz a través de actividades que les va otorgando. Aquí describimos también cómo se va a almacenar esta información y cómo se va a actualizar.

El capítulo 5 trata sobre las estrategias instruccionales, que son las que guían al sistema en cómo va a asignar el contenido a los aprendices, siempre gestionadas por el docente.

En el capítulo 6 realizamos una demostración del funcionamiento del modelo a través de una plataforma prototipo, principalmente desde el punto de vista docente.

En el capítulo 7 realizamos una prueba de concepto del modelo propuesto, a partir de la plataforma prototipo que lo implementa, empleándolo para dos cursos reales y haciendo una posterior encuesta a aprendices y docentes.

El capítulo 8 recoge las discusiones sobre esta investigación, mencionando los criterios a tener en cuenta a la hora de emplear técnicas de inteligencia artificial en educación, la importancia de las estrategias instruccionales, los aspectos a analizar a la hora de implementar completamente el sistema de aprendizaje que se basaría en CALM, y que se está llevando a cabo, para finalmente hablar sobre la hipótesis y las preguntas de investigación propuestas.

Finalmente, la tesis se cierra en el capítulo 9, que incluye las conclusiones de la tesis, con los resultados obtenidos en las diferentes fases de la investigación y el trabajo futuro que tenemos en mente.

2 La educación en la sociedad digital

Venimos contemplando desde hace años cómo nuestro entorno cambia más rápida y frecuentemente de lo que estábamos acostumbrados, algo fuertemente marcado por la continua evolución de las Tecnologías de la Información, cuya presencia se hace más y más presente cada día. Esta evolución ha tenido un gran impacto en nuestra sociedad, conocida como Sociedad Digital o Sociedad de la Información, inmersa en un entorno diferente al analógico y estático que conocíamos hace no tanto tiempo, en un entorno digital y global (Fernández Martínez et al., 2021; Llorens Largo, 2009a). Se trata de un entorno en el que se conciben diferentes vías para comunicarnos, informarnos e interactuar, de forma simple y directa, desde cualquier punto, sin barreras físicas, en cualquier momento y a través de múltiples medios y dispositivos (Llorens Largo, 2014; Parsons et al., 2019).

En este contexto, el ámbito educativo es uno de los más afectados, pues la educación se encuentra actualmente rodeada por un mundo de nuevos conceptos, presentados de diferentes formas, y en distintos formatos. Ahora se trata de un proceso que se extiende a lo largo de la vida, no concluyendo en una etapa determinada de la vida al conseguir una titulación académica, como estábamos acostumbrados, sino que es un ciclo continuo de aprendizaje (Marina, 2017).

Con esto, la educación está asumiendo una adaptación que permita cubrir las necesidades que se presentan en este nuevo contexto, encontrándose inmersa en una transformación digital. Un hecho realmente necesario, pues hemos entrado en la sociedad del aprendizaje, en la que, para sobrevivir, necesitamos aprender al menos al mismo ritmo al que cambia el entorno, si queremos adaptarnos o progresar en él (Cisco Systems Inc., 2010; Marina, 2016). Es una forma diferente de aprendizaje que, además, no tendrá lugar únicamente en las aulas como las conocemos hoy en día, sino que tiene lugar en todo nuestro alrededor, y es que el potencial que ofrecen las nuevas tecnologías está haciendo que los entornos educativos se deslocalicen (Davidson & Goldberg, 2009; Thomas & Brown, 2011; Walcutt & Schatz, 2019). Ahora, las fronteras entre aprendizaje formal (el que se da de forma intencionada y estructurada, como es el caso de las aulas), aprendizaje no formal (el que es intencionado pero no estructurado, como el que se da en el ámbito familiar) y aprendizaje informal (el que se da sin intención ni estructura, con lo que nos ocurre en el día a día), empiezan a hacerse menos visibles, haciendo que estos conceptos estén cada vez más interrelacionados. Los muros de la escuela se están derribando, sus límites están desapareciendo, llevando el aprendizaje fuera de ella.

Es aquí, en este proceso de transformación digital, donde las tecnologías de la información juegan un papel crucial, donde su potencial y rápido crecimiento pueden suponer una verdadera evolución para este entorno digital. Las tecnologías emergentes han cambiado la perspectiva tradicional con que concebíamos del proceso de aprendizaje; los medios y los roles tanto de aprendices, docentes e instituciones educativas han cambiado (Area, 2017; Carneiro et al., 2009; Landow, 1992). Durante años hemos sido testigos del cambio de las herramientas de aprendizaje tradicionales a las modernas actualmente empleadas, y que siguen evolucionando constantemente, abriendo paso a un amplio abanico de alternativas al proceso de aprendizaje convencional que siempre hemos conocido.

No existe una definición clara y coherente de lo que podemos llamar aprendizaje digital, es decir, todo tipo de aprendizaje apoyado en la tecnología, y de los términos de uso común relacionados con él (N. Johnson, 2021). La *Canadian Digital Learning Research Association* ha definido en el marco *Modes of Learning Espectrum* una gradación entre el aprendizaje presencial y completamente a distancia estableciendo cinco categorías:

- Aprendizaje presencial (In-Person Learning), en el que no se utiliza ninguna tecnología ni recurso digital.
- Aprendizaje presencial con apoyo de tecnología (In-Person Technology-Supported Learning), en el que el aprendizaje presencial es complementado con el uso de plataformas y recursos digitales.
- Aprendizaje híbrido o b-learning (Hybrid Learning – Blended Learning), en el que el aprendizaje combina presencialidad y online, teniendo en cuenta que esa parte online puede ser tanto síncrona como asíncrona.
- Aprendizaje online (Online Learning), en el que todas las interacciones son completamente online, pudiendo ser tanto síncronas como asíncronas.
- Aprendizaje offline a distancia (Offline Distance Learning), aprendizaje completamente a distancia sin el uso de internet, por ejemplo, con el envío por correo ordinario de materiales impresos.

Aunque la gradación se basa en el eje espacial (presencial-virtual), en sus definiciones aparece ya otro segundo eje de vital importancia, el temporal (síncrono-asíncrono). En el diseño de las experiencias docentes no solo hay que tener en cuenta la presencialidad, sino también la no presencialidad, en sus dos modalidades, online y offline, y por supuesto la coincidencia temporal (sincronía-asincronía).

Sin embargo, nos encontramos ante una triste situación, el uso de las TI en el ámbito académico no está logrando el efecto que se suponía podrían lograr, el efecto que todos esperábamos: las expectativas de contribuir a una mejora potencial en el proceso de aprendizaje están lejos de haberse cumplido (Area & Adell, 2021; OECD, 2015). Como dice el reciente informe *Reimagining our futures together: A new social contract for education*, de la Comisión Internacional sobre los futuros de la Educación de la UNESCO, “las tecnologías digitales encierran un enorme potencial de transformación, pero aún no hemos descubierto cómo hacer realidad sus numerosas promesas” (UNESCO, 2021).

Por un lado, la brecha entre diferentes países en cuanto a la integración de la tecnología en los centros educativos es notable, nos encontramos con centros con un gran equipamiento tecnológico y otros en los que apenas existe. Es más, si comparamos centros de un mismo país, nos encontramos con diferencias similares, lo que nos lleva a remarcar que la implementación de las TI en educación está lejos de presentar un panorama homogéneo (Punie et al., 2006). Todo esto ha quedado más patente, si cabe, con el confinamiento y alejamiento de las aulas a causa de la pandemia de COVID-19 (Llorens Largo & López-Meseguer, 2022), al mismo tiempo que ha representado un revulsivo para las propuestas de innovación educativa (Reimers & Operti, 2022).

Por otro lado, esta brecha digital no supone el único impedimento a estas insatisfechas expectativas, pues resulta obvio que no hemos sido capaces de sacar todo el provecho posible al potencial que la tecnología actual puede proporcionar, debido a la forma en la que estamos aplicándola (Schleicher, 2019). Y es que el uso que se le está dando es meramente superficial, y no estamos llegando a la verdadera esencia que podemos obtener. Las instituciones y el personal educativo están generalmente usando las TI como meras herramientas, de forma complementaria o como simples medios en los que apoyarse durante el proceso de enseñanza, pero se debería ir más allá, a adaptar la tecnología para profundizar en el proceso de aprendizaje (Laurillard, 2013). Y es que nos encontramos ante otra brecha, entre la evolución actual de la tecnología y los métodos actuales de enseñanza. Una brecha que nos impide aprovechar todo el potencial que ofrecen las TI para poder obtener mejoras significativas en el proceso de aprendizaje, y por ende a no satisfacer las necesidades de esta sociedad digital (García-Peñalvo et al., 2017). Unas mejoras que no deben depender únicamente de usar o no las tecnologías en los entornos o centros educativos, porque se ha comprobado que ese uso debe ir acompañado de un cambio en la propia pedagogía, si queremos conseguir la evolución deseada en el proceso de aprendizaje (Luckin et al., 2012).

2.1. Smart pedagogy: *smart learning + smart teaching*

Este cambio en la pedagogía, que debemos asumir en el camino a esta transformación digital, que abarca tanto el proceso de aprendizaje como el de enseñanza, es un concepto que se conoce como *smart pedagogy* o pedagogía inteligente. Basado, como hemos comentado, en cambiar el proceso educativo clásico a un modelo flexible y dinámico, que debe abarcar la relación entre docentes y aprendices, el proceso de aprendizaje de estos últimos, y un uso potencial de la tecnología (Daniela, 2019).

Porque los aprendices se están encontrando con un mundo digital y global, en el que la información se renueva continuamente, conduciendo a un aprendizaje dinámico. Deben afrontar el hecho de que, tras haber aprendido algo, esto puede cambiar o renovarse, deben desaprenderlo tal y como lo concebían, para aprenderlo de nuevo. Se trata, por tanto, de asumir un ciclo continuo de aprendizaje, desaprendizaje y reaprendizaje (Ra et al., 2019). Es aquí donde entran los docentes, que deberán enseñar a los aprendices este cambio, hacerles saber que se trata de una educación continua, a lo largo de la vida, concepto conocido en inglés como *lifelong learning*, en el que tanto aprendices, docentes, instituciones y la propia sociedad están continuamente aprendiendo (Goodwill & Chen, 2021). Además, cada aprendiz tiene unas necesidades de aprendizaje, ritmos y capacidades diferentes, algo que debemos tener en cuenta en este proceso.

Una solución puede pasar por crear algoritmos de inteligencia artificial capaces de detectar cuáles son las necesidades de aprendizaje de los aprendices, qué habilidades van adquiriendo y cómo lo hacen, o cómo se comportan, con el fin de ofrecerles una experiencia de aprendizaje adaptada y personalizada. Esto es lo que se define como un sistema de *smart learning* o aprendizaje inteligente, que podemos describir como un sistema de aprendizaje basado en tecnología que puede detectar y analizar la situación y el contexto individual de cada aprendiz, su estilo y necesidades de aprendizaje, el estado de su proceso de aprendizaje, todo ello de forma continua y a tiempo real; con el fin de actuar de forma personalizada para cada cual (Hwang, 2014). Se trata de sistemas capaces no sólo de adaptar el contenido acorde a cada aprendiz, sino también de cambiar la forma en la que ese contenido es presentado al mismo, variando este aspecto atendiendo a las habilidades cognitivas individuales de los aprendices, su estilo de aprendizaje y su estado en el proceso de aprendizaje, a lo largo de todo el camino. Es un concepto de aprendizaje diferente al que nos encontramos hoy en día, estático y de talla única, es decir, igual para todos los aprendices. Es un concepto que va en conjunción con los de aprendizaje personalizado y aprendizaje adaptativo, los cuales llegan a ser confundidos entre ellos, y que se explican con más detalle en el siguiente apartado (Gros & García-Peñalvo, 2016; Sonwalkar, 2005).

Generalmente, el núcleo de un sistema de *smart learning* está compuesto por un algoritmo, o conjunto de algoritmos, que, partiendo de un conjunto de características de un aprendiz, es capaz de otorgar en un momento determinado a cada uno la actividad más apropiada acorde a sus características, manteniendo su motivación en un estado óptimo y cumpliendo con los requisitos de aprendizaje fijados por el docente. Esta aplicación de la tecnología en el proceso de aprendizaje, esta construcción de un entorno de aprendizaje inteligente, debe ser asumida por los docentes, los profesionales en educación, algo conocido como *smart teaching*.

Y es que el hecho de que estos sistemas de aprendizaje autónomos y automáticos asuman por sí mismos todo el desarrollo del proceso de aprendizaje puede traer inconvenientes, como un cambio en la interacción y socialización de los aprendices. La tecnología educativa debe desarrollarse de la mano de aquellos principios y parámetros que provienen de las decisiones humanas (Adell Segura et al., 2018). Porque es importante evitar delegar todo el trabajo pedagógico en un sistema automatizado, es necesario un factor social. La pedagogía social para los aprendices junto con el potencial de las Tecnologías de la Información pueden contribuir a una evolución real, y necesaria, en el entorno socio-educativo, pero solo si trabajan conjuntamente (Martínez González, 2004; OECD, 2021a).

2.2. Aprendizaje personalizado y adaptativo

En torno a este proceso de transformación digital de la educación, concretamente en el mencionado aprendizaje inteligente, se mencionan dos conceptos que pueden marcar la diferencia: aprendizaje adaptativo y aprendizaje personalizado.

El concepto de aprendizaje adaptativo consiste, como hemos mencionado anteriormente, en mejorar el proceso de aprendizaje analizando el progreso, estilo y necesidades de los aprendices, y adaptándose a ellos. Está basado en un flujo continuo de lecciones y actividades que se le proporciona a los aprendices individualmente, adaptadas según sus características y analizando sus respuestas (Vesin et al., 2018). Por otro lado, el concepto de aprendizaje personalizado se basa en configurar el contenido para cada aprendiz individual, dando además la opción de elegir su propio camino de aprendizaje. De esta forma, los aprendices tendrán un conjunto de conocimientos que se adaptará continuamente a sus requisitos individuales y que será personalizado para cada uno de ellos. Se trata, en conjunto, de un aprendizaje centrado en el aprendiz.

Son conceptos que se han intentado aplicar años atrás, pero sin un éxito significativo en cuanto a la educación masiva se refiere. De hecho, nos tenemos que remontar a los años 50, cuando Skinner presenta su Teoría del Aprendizaje Programado, en la que situaba el ritmo de aprendizaje del aprendiz como foco principal (Skinner, 1954), y años más tarde con los primeros avances en Inteligencia Artificial y los tutores inteligentes. Pero es hoy en día, con el uso y potencial de la tecnología actual, cuando el aprendizaje adaptativo se ha hecho realmente presente, donde realmente podemos crear herramientas de aprendizaje que se adapten a las necesidades específicas de cada aprendiz, y abandonar la docencia de talla única que nos encontramos hoy en día (B. Fleming, 2014).

Como viene declarando el Horizon Report desde 2018, los sistemas que combinan el aprendizaje adaptativo con inteligencia artificial están en un crecimiento emergente, con el objetivo de promover y potenciar el aprendizaje activo y personalizado, guiando a los estudiantes a través de un camino de aprendizaje y analizando los factores de la consecución del proceso de aprendizaje (Pelletier et al., 2021; Brown et al., 2020; Alexander et al., 2019; Becker et al., 2018). Además, todos los años de forma consecutiva desde 2015, Gartner ha situado estos conceptos de aprendizaje en la lista de las 10 tecnologías con mayor impacto en educación, desde el Aprendizaje Adaptativo ocupando la primera plaza, hasta la irrupción de la Inteligencia Artificial, que ha ido ascendiendo año tras año hasta lo más alto (Gartner Inc., 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020). Podemos observar esta evolución gráficamente en la gráfica presentada en la Figura 2, donde vemos que es en 2017 cuando irrumpe la IA en la lista como 8ª, descendiendo el Aprendizaje Adaptativo a la 4ª posición, que en los años siguientes desaparece, ya que se comprende dentro de la propia IA.

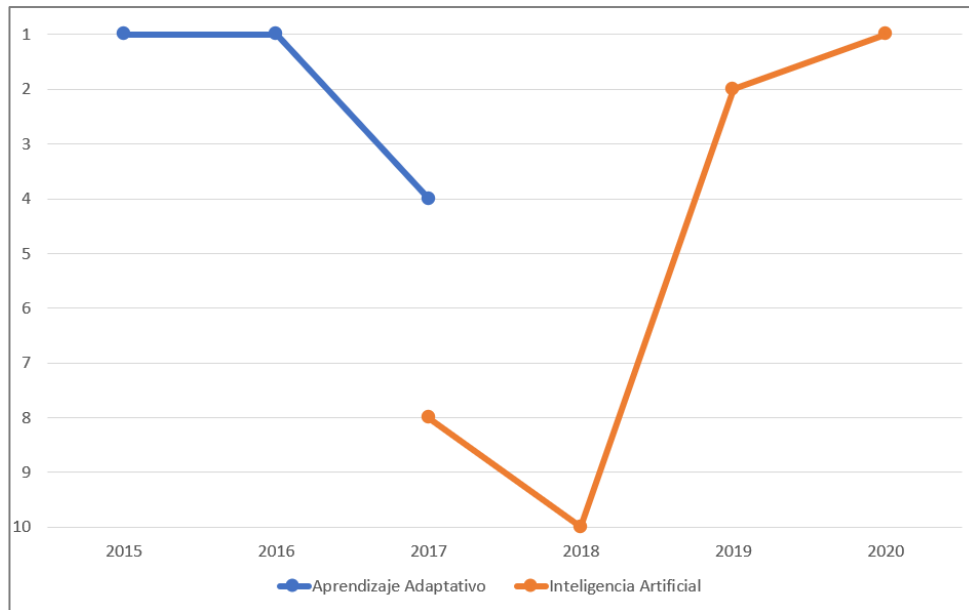


Figura 2. Gráfica que representa el recorrido del Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial en el Top 10 de Gartner de tecnologías con mayor impacto en la Educación Superior.

Es aquí, pues, donde la revolución de las tecnologías educativas debe centrarse, en la idea de personalizar y adaptar la educación y el aprendizaje a las necesidades del aprendiz, sin descuidar los objetivos de enseñanza, a través de sistemas basados en tecnología que pueden adaptar su comportamiento y contenido (Zapata-Ros, 2018). Se trata de unos factores que permiten detectar el estado de aprendizaje de cada uno, su estilo de aprendizaje, la forma en la que progresa durante el proceso de aprendizaje, las habilidades que poseen y que van adquiriendo, y sus necesidades de aprendizaje. Y otro factor importante para potenciar el aprendizaje personalizado es tener en cuenta las preferencias de los aprendices, dando opción a elegir su propio camino de aprendizaje, que se ajuste a sus intereses y habilidades.

Estos sistemas serían capaces de ayudar al aprendiz adaptándose al mismo, detectando conceptos o aspectos concretos que necesite reforzar, a través de técnicas de recomendación, refuerzo y refresco, factores muy necesarios si queremos que realmente aprenda los conceptos y los mantenga actualizados. Es aquí donde entran los mencionados sistemas de *smart learning*.

2.3. Plataformas y herramientas de aprendizaje

Con la irrupción de las tecnologías de la información, han ido apareciendo desde hace años herramientas y modelos de aprendizaje que buscaban cubrir las mencionadas necesidades de aprendizaje que presenta la actual sociedad digital.

Los primeros casos surgen basados en el e-learning, cuyo máximo exponente fueron los ya mencionados MOOC, llamados a revolucionar y marcar un punto de inflexión en el uso de las TI para la educación, a liderar la transformación digital que necesitaba. Y en parte lo consiguieron, se hicieron hueco en el sector desde su aparición, y hoy en día siguen vigentes, en sus múltiples variantes. Sin embargo, con el tiempo empezaron a presentar ciertas carencias que los hacían insuficientes para una solución real a las necesidades de la sociedad digital (Solanes, 2015). Prueba de ello es la gran tasa de abandono de este tipo de cursos, que les hizo perder su posición de referente en las tecnologías para la educación (Zapata-Ros, 2014).

La principal causa es que estos modelos tienen un contenido estático, puesto que se trata de una serie de lecciones dispuestas en un orden concreto, que el aprendiz visualiza y, al finalizar, realiza una serie de actividades o exámenes correspondientes a cada una, por lo que se convierte en un proceso de aprendizaje estático. Sin embargo, los MOOC, o los cursos online si generalizamos el concepto, no representan una referencia fallida para la transformación digital de la educación porque, aunque no se han convertido en la solución, sí representan una fase del proceso (Delgado Kloos, 2014; Llorens Largo, 2015a).

Por ello, vamos a enfocarnos en las herramientas de aprendizaje que se basan en el concepto de aprendizaje adaptativo. Algunas de ellas son muy comunes y extendidas, otras no tanto, pero todas son herramientas que han ido apareciendo poco a poco y empezado a reforzar dicho concepto en el entorno tecnológico-educativo (Real Fernández, 2016).

Ejemplo de ello es la aplicación Duolingo¹, una de las primeras en su ámbito en basarse en el aprendizaje adaptativo. Se trata de una aplicación de aprendizaje de idiomas cuyo modelo se centra en enseñar a cada usuario de forma individual, constante y progresiva. Está basado en una serie de lecciones, que se van aprendiendo conforme se van realizando actividades, cuyo contenido se adapta continuamente a las diferentes habilidades de cada usuario, adaptando el progreso en las mismas dependiendo si el usuario supera las actividades con éxito o no. También pone especial atención a los conceptos de refresco y refuerzo de los contenidos adquiridos, algo necesario para conseguir que los aprendices recuerden y renueven conceptos que van adquiriendo a lo largo del proceso de aprendizaje.

Otro ejemplo es el caso de Mindojo². Se trata de una plataforma de aprendizaje inteligente en la que, a partir de un curso ya existente o creado manualmente, que se compone de unidades con un contenido reducido e interconectado, se crea un proceso de aprendizaje basado en un flujo de chat. Está basado en aprendizaje adaptativo y personalizado de forma dinámica para cada aprendiz. Mientras el aprendiz progresa en el curso, Mindojo se va adaptando al nivel de cada uno, probando con diferentes estrategias de aprendizaje, comparando cambios de contenido para dar con el más efectivo y apropiado.

Posteriormente apareció una herramienta también centrada en el aprendizaje de idiomas, que está muy extendida hoy en día, llamada 8Belts³. Según alegan sus creadores, se basa en la inteligencia artificial para detectar las debilidades individuales de los aprendices y reforzarlas, activando las partes del cerebro que procesan el lenguaje, simplificando así el aprendizaje, y potenciando la fluidez y memorización (Rubio, 2021). Además, lo peculiar de esta herramienta es que asegura poder enseñar un idioma a cualquier aprendiz en el plazo de ocho meses.

Un caso algo más avanzado es el sistema de aprendizaje ALEKS⁴, basado en la teoría de los Espacios de Conocimiento (Doignon & Falmagne, 1999). Utiliza inteligencia artificial para analizar y aprender de los aprendices a través de las actividades que han realizado, adaptándose a los mismos otorgándoles una actividad u otra en cada momento en función de su estado de aprendizaje.

¹ <https://es.duolingo.com/>

² <https://www.mindojo.com/>

³ <https://w.8belts.com/>

⁴ <https://www.aleks.com/>

Otro caso actual de sistema de aprendizaje adaptativo es Funtoot⁵. De forma similar al sistema anterior, se basa en los conocimientos y destrezas de los aprendices, evaluando cada actividad propuesta y seleccionando la siguiente a realizar en base a las necesidades individuales de cada uno.

2.4. El aprendiz en un sistema de *smart learning*

Como hemos visto anteriormente, un sistema de *smart learning* se nutre de una serie de características que describen a cada aprendiz de forma individual y se agrupan en el denominado modelo de aprendiz. Para ello, necesitamos conocer cómo se puede caracterizar a cada individuo en particular, porque no todas las personas tienen las mismas habilidades, ni aprenden de la misma forma ni al mismo ritmo (Castejon et al., 2010; Sternberg et al., 2001). De entre todos los posibles factores que pueden influir en el proceso de aprendizaje, múltiples investigaciones han detectado que las características individuales del aprendiz, tales como su estilo de aprendizaje, su motivación o el carácter, son el factor que más influye en el proceso de aprendizaje (Ahn et al., 2012; Hattie, 2008, 2013; Hattie & Anderman, 2012). De hecho, apuntan que la capacidad intelectual y la motivación pueden influir en hasta un 50% en su rendimiento, comparado con otros factores externos considerados (Hattie, 2013). Por tanto, cuando diseñamos un proceso de aprendizaje, es crucial tener en cuenta que en un mismo grupo de aprendices, incluso de una misma edad y formación, por ejemplo, habrá diversidades entre sus estilos y ritmos de aprendizaje, sus tipos de inteligencia, o sus motivaciones personales (Gardner, 2000; Sternberg, 1985).

Y es que algo tan subjetivo como la motivación resulta determinante en el proceso de aprendizaje, siendo destacado su papel como factor influyente a lo largo de los últimos años, implicando dedicación, persistencia y compromiso por parte de los aprendices (OECD, 2021b; Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020; Webb & Sheeran, 2006). Una motivación que puede estar influida por diferentes elementos, como se recoge en la llamada Teoría de la Autodeterminación (Ryan & Deci, 2000), la cual defiende que, para poder obtener resultados positivos, los factores empleados en la motivación del aprendiz no deben estar basados únicamente en una motivación extrínseca, sino que deben buscar también, en una medida equilibrada, la motivación intrínseca.

Para favorecer la motivación, es fundamental que el aprendiz se sienta lo bastante capacitado como para completar una tarea concreta, lo que hará que avance con éxito en su proceso de aprendizaje, motivándose así hacia una meta concreta. Para ello, se trata de que, por un lado, realice tareas que sepa que puede completar sin apenas complicaciones, y por otro, algunas que le supongan un reto. Es así como lo plantea Csikszentmihalyi en su Teoría del Flujo, quien defiende que en ese punto el aprendiz entra en lo que define como estado de flujo, en el que se encuentra totalmente inmerso en una actividad con un grado de motivación máxima (Csikszentmihalyi, 1990; Csikszentmihalyi & López, 2011). Para ello, no debe realizar tareas que le resulten demasiado complicadas como para no resolverlas, o entrará en un estado de ansiedad, ni demasiado fáciles para ellos, o entrará en un estado de aburrimiento, sino que debe ir realizando tareas acordes a sus habilidades, manteniéndolos en un canal de flujo. Este estado se suele representar como vemos en la Figura 3, con una gráfica cuyos ejes representan los retos y las capacidades del aprendiz, donde vemos los posibles estados de ansiedad (si aumenta la dificultad de la actividad que realiza pero no sus capacidades) y de aburrimiento (si aumentan sus capacidades pero no el reto que le supone la actividad), y el canal de flujo que hemos descrito como el equilibrio entre una parte y otra.

⁵ <https://funtoot.com/>

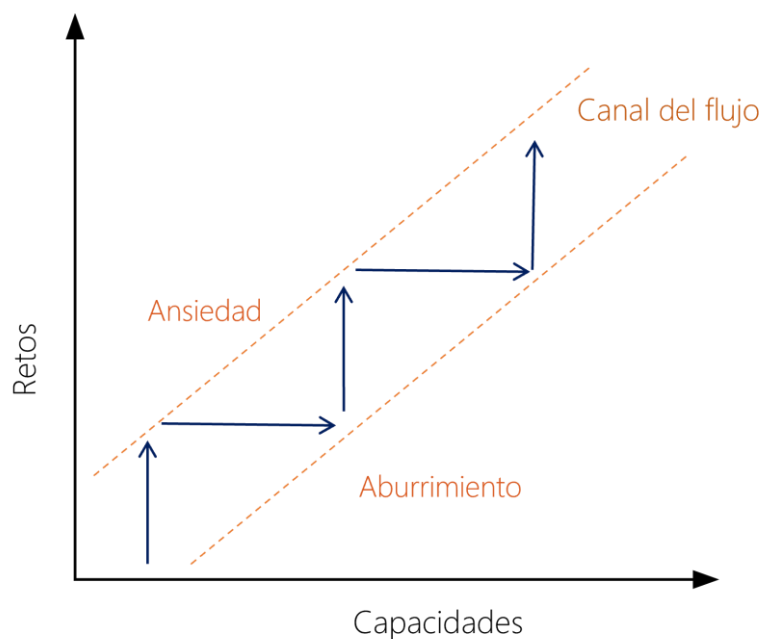


Figura 3. Gráfica del canal de flujo de Csikszentmihalyi.

Concretamente, Csikszentmihalyi define en su teoría un total de ocho estados emocionales, atendiendo a las diferentes combinaciones entre el nivel de reto que una actividad supone para un aprendiz y el de sus capacidades, que podemos ver en la Figura 4, y que son: apatía, aburrimiento, relajación, control, preocupación, ansiedad, emoción y flujo.

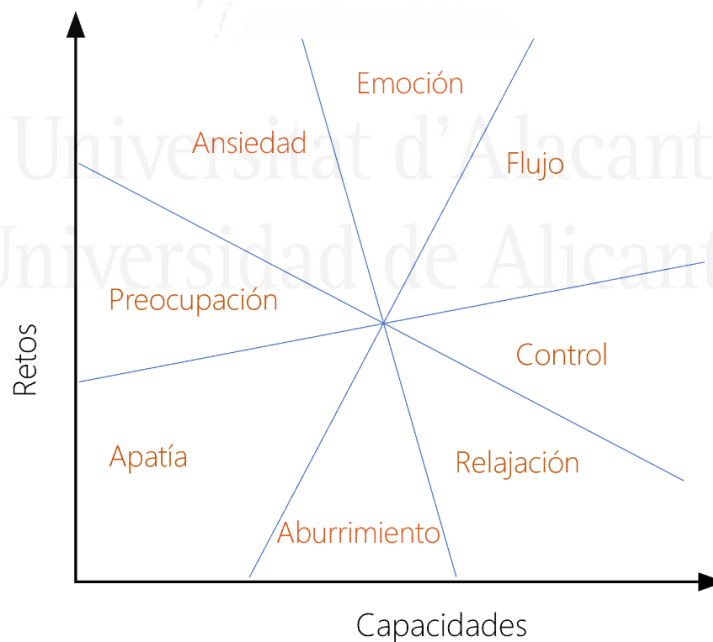


Figura 4. Los ocho estados emocionales de la Teoría de Flujo de Csikszentmihalyi.

Es por esto por lo que, como destacaremos en nuestro modelo más adelante, un sistema de aprendizaje inteligente debe mantener a los aprendices en su canal de flujo, incrementando progresivamente la dificultad de las tareas, mejorando sus habilidades. Además, existen otros tres factores importantes para mantener a una persona en un estado de flujo y que por tanto deben estar presentes a la hora de diseñar actividades de aprendizaje: las actividades deben tener un objetivo claro, deben seguir reglas determinadas y se debe proporcionar el resultado de forma inmediata (Csikszentmihalyi, 1997).

También se deben tener en cuenta aspectos más subjetivos que van ligados a la forma de ser de cada aprendiz en particular. Uno de ellos es la personalidad, una característica que se define de manera totalmente individual. El llamado modelo Myers-Briggs, creado en su versión final en 1956, propone una categorización de la personalidad con cuatro indicadores, que se basan en funciones psicológicas que definen a una persona (Quenk, 2009). Cada uno de esos indicadores se representa a su vez por dos posibles valores, referenciados por su inicial, y son: hacia dónde enfoca la atención una persona, que se define como extroversión (E) o introversión (I); cómo perciben o procesan la información, teniendo los valores de sensación (S) o intuición (N); cómo prefieren tomar decisiones, si es de pensamiento (T, de su significado en inglés *thinking*) o de sentimiento (F, del inglés *feeling*); cómo conciben el mundo exterior, si prefieren juzgar (J) o percibir (P). De la combinación de cuatro letras, una por cada indicador, surgen los 16 tipos de personalidad que establece el indicador tipológico Myers-Briggs.

Otro de estos rasgos a tener cuenta es uno tan personal como los ritmos circadianos, un conjunto de patrones diarios que se repiten cíclicamente y que han demostrado ser un factor significativo que afecta al proceso de aprendizaje (Ruffing et al., 2015). Se les clasifica como cronotipos (matutino, vespertino o intermedio), según la franja del día en la que experimentan un pico de producción o energía, algo que, según algunos estudios, tiene más influencia en cómo enfoca el proceso de aprendizaje una persona que su propia personalidad.

Por otro lado, cuando hacemos mención a estilos de aprendizaje nos referimos, como describe Gallego (Gallego, 2019), al conjunto de características cognitivas, afectivas y psicológicas que nos sirven como indicadores de cómo los aprendices perciben, interactúan y responden en los entornos de aprendizaje. Existen diversas teorías y métodos que definen una clasificación de los aprendices en base a la forma en la que aprenden. Vamos a mencionar algunas de las teorías más reconocidas, algo interesante con el fin de conocer los procesos de aprendizaje que desarrollan los aprendices y cómo caracterizarlos.

Una de las más conocidas es la teoría de las inteligencias múltiples de Howard Gardner (Gardner, 2000, 2011). Dicha teoría expone ocho tipos de inteligencia que suponen ocho tipos diferentes de aprendizaje: lingüística, lógico-matemática, visual-espacial, musical, corporal-kinestésica, interpersonal, intrapersonal y naturalista.

Tenemos también la llamada teoría triárquica de Sternberg (Sternberg, 1985), que describe la inteligencia en tres subteorías, atendiendo a tres tipos diferentes de inteligencia: componencial, experiencial y contextual. La subteoría componencial está ligada a la inteligencia analítica, que hace referencia a los mecanismos o procesos mentales; la subteoría experiencial se refiere a la inteligencia creativa, que engloba a la capacidad de aprender a partir de la experiencia; y la subteoría contextual, que se relaciona a la inteligencia práctica, se basa en la capacidad de una persona de adaptarse al entorno y poner en práctica sus conocimientos.

Fleming y Mills (1992), por su parte, proponen en su modelo VARK (*Visual, Aural, Read/Write, Kinesthetic*) una clasificación de las experiencias de un proceso de aprendizaje, tanto de los aprendices como de los docentes, en cuatro modalidades sensoriales. A saber, modalidad visual, en la que se prefiere la información que se representa en forma de mapas, gráficos o símbolos; aural, que se refiere a la información escuchada o hablada; lectura/escritura, que prefiere la información en forma de texto; y la kinestésica, cuya preferencia se basa en la práctica, como demostraciones, simulaciones o estudios de casos. No consiste en una clasificación única, sino que el propio modelo propone un perfil multi-modalidad para cada persona, aunque algunos valores prevalezcan sobre otros.

Además, existen teorías que pretenden clasificar el estilo de aprendizaje de los aprendices en forma de inventarios, como es el caso del Inventario de Estilos de Aprendizaje de Canfield (Canfield, 1988), que categoriza a los aprendices en cuatro estilos: social, independiente, conceptual y aplicado. Otro ejemplo de este tipo de clasificaciones es el Inventario de Enfoques de Aprendizaje, llamado ASSIST (del nombre en inglés *Approaches and Study Skills Inventory for Students*), propuesto por Entwistle y Tait (Entwistle & Tait, 2013), que establece tres enfoques de aprendizaje: profundo, estratégico y superficial. También tenemos el Inventario de Estilos de Aprendizaje propuesto por Kolb, que identifica cuatro estilos: divergente, asimilador, convergente y acomodador (D. A. Kolb, 2000). O su versión actualizada, conocido como Inventario de Estilos de Aprendizaje 4.0, que extiende los estilos de aprendizaje a un total de nueve, a saber: iniciar, experimentar, crear, reflexionar, analizar, pensar, decidir, actuar y equilibrar (D. Kolb & Kolb, 2013).

A pesar de lo extendidas que puedan estar estas teorías expuestas, existe también una amplia crítica a este tema (Coffield et al., 2004). Gran parte de las críticas cuestionan la validez de asignar un aprendiz a un estilo de aprendizaje, y basar el proceso de aprendizaje en esta clasificación. También destacan que dichas teorías clasifican los estilos de aprendizaje en dimensiones separadas, cuando un proceso de aprendizaje implica la creación de diferentes estrategias de aprendizaje que tienen en cuenta un amplio abanico de habilidades y conocimientos. Y otra gran parte de las críticas dudan de la fiabilidad de estas teorías, ya que se basan en cuestionarios que realizan previamente los propios aprendices, y a partir de los cuales miden sus estilos o características de aprendizaje, lo cual pone en duda la objetividad de los resultados.

Teniendo todo esto en cuenta, como veremos más adelante, CALM utiliza el estilo de aprendizaje para caracterizar al aprendiz, pero lo hacemos de forma ponderada, es decir, que no lo clasificamos en un estilo u otro, sino que podrá tener diferentes estilos con diferentes valores en cada uno. Además, no lo hacemos a través de ningún cuestionario previo, ya que la caracterización de cada aprendiz se construirá de forma dinámica a través de las actividades que va realizando y cómo las haga, por lo que su clasificación dependerá de lo que haga, y no de ningún valor preestablecido. Queremos usar esta característica, junto con algunas de las explicadas en este apartado, porque se ha demostrado la importancia de las mismas en el aprendizaje adaptativo (El-Sabagh, 2021). Adaptar el contenido y el proceso de aprendizaje a los estilos y otras características personales de los aprendices tiene consecuencias positivas en su motivación, en su compromiso y en sus resultados de aprendizaje, además de suponer una base para crear múltiples recursos y actividades variados, algo que también influye positivamente en estos aspectos.

A modo de resumen, hemos creado la Tabla 1 con toda esta información recopilada acerca de las teorías y modelos existentes que clasifican las diferentes características de los aprendices.

Tabla 1. Tabla resumen con las diferentes características de los aprendices, y las principales teorías o modelos que las clasifican

Tipo de característica	Nombre	Clasificación
Motivación	Modelo de flujo de Csikszentmihalyi	Apatía, aburrimiento, relajación, control, preocupación, ansiedad, emoción y flujo
Inteligencia	Inteligencias múltiples de Gardner	Lingüística, lógico-matemática, visual-espacial, musical, corporal-kinestésica, interpersonal, intrapersonal y naturalista
Inteligencia	Teoría triárquica de Sternberg	Componential (inteligencia analítica), contextual (inteligencia práctica) y experiencial (inteligencia creativa)
Estilo de aprendizaje	Modelo VARK	Visual, aural, lectura/escritura y kinestésica
Estilo de aprendizaje	Inventario de Estilos de Aprendizaje de Canfield	Social, independiente, conceptual y aplicado
Estilo de aprendizaje	Inventario de Enfoques de Aprendizaje (ASSIST)	Profundo, estratégico y superficial
Estilo de aprendizaje	Inventario de Estilos de Aprendizaje 4.0 de Kolb	Iniciar, experimentar, crear, reflexionar, analizar, pensar, decidir, actuar y equilibrar
Personalidad	Myers-Briggs	Extroversión (E) o introversión (I), sensación (S) o intuición (N), pensamiento (T) o sentido (F), juzgar (J) o percibir (P)
Rítmicos circadianos	Cronotipos	Matutino (alondra), vespertino (búho) o intermedio

Con estos datos sobre el aprendiz acerca de sus características y con el estado de su proceso de aprendizaje, podríamos componer un modelo de aprendiz, que nos servirá para adaptar el sistema al mismo. El tipo o categoría en la que estos modelos pueden dividirse vendrá dada por el tipo de información que almacenan y la forma en la que procesan dicha información.

Con esto, para determinar cuál o cuáles de estos tipos de modelo de aprendiz son más apropiados para un sistema de aprendizaje concreto, habría que llevar a cabo un análisis de los requisitos y casos prácticos. Un ejemplo de ello es una investigación realizada por Tadlaoui, Carvalho y Khaldi (Tadlaoui et al., 2019), que pretendía comparar el modelo de aprendiz de diez plataformas educativas reales, analizando cada uno con el fin de construir de forma óptima un modelo a partir de una combinación de todos los existentes. Principalmente, la investigación se basa en cómo se construyen, inician y actualizan cada uno de ellos, algo que veremos más en adelante a través del modelo que proponemos.

2.5. La actividad en un sistema de *smart learning*

Como veremos con más detalle en el siguiente capítulo, el modelo de aprendizaje que proponemos está basado en el llamado modelo instruccional, siguiendo los principios propuestos por la teoría de David Merrill, llamada Primeros Principios de Instrucción, que son: centralización en tareas, activación, demostración, aplicación e integración (Merrill, 2002). Entre ellos, el que más destaca y en el que nos vamos a centrar, es el de centralización en tareas. Este principio determina que el aprendizaje se debe desarrollar a través de diferentes tareas que sean de interés para el aprendiz, que sean capaces de realizar y que además, para potenciar el aprendizaje, irán aumentando progresivamente su dificultad, para potenciar de esta manera el aprendizaje dominando primero problemas menos complejos, hasta adquirir unas habilidades de aprendizaje que permitan a los aprendices resolver tareas más complejas (Reigeluth, 2012a). Otro principio destacado es el de activación, que defiende que el aprendizaje debe basarse en la experiencia previamente adquirida, siendo capaces los aprendices de relacionar dicha experiencia con los nuevos conocimientos que están adquiriendo. Y para lograr un sistema de aprendizaje instruccional potente y cualificado, la estrategia a aplicar debería variar, adaptando el modelo a una situación concreta (Reigeluth, 2012b).

Las tareas que menciona el principio destacado en CALM las conocemos como actividades de aprendizaje. Y, para que el sistema de *smart learning* pueda adaptarse a cada aprendiz de forma individual, debe ser capaz de caracterizar también dichas actividades, en lo que denominamos modelo de actividad, y poder así elegir la más apropiada en cada momento.

Primero, es necesario definir el concepto de dificultad de una actividad, algo que, aunque parezca intuitivo, no es sencillo. Podemos decir que una tarea es difícil cuando resolverla resulta laborioso o requiere de un esfuerzo o de unas habilidades complejas (Nicholls & Miller, 1983), pero, ¿cómo podemos medir dicha dificultad? Es algo que se ha intentado hacer desde diferentes puntos de vista, como analizar los resultados de las actividades que llevan a cabo los aprendices (Ravi & Sosnovsky, 2013), estimarla mediante un análisis de regresión lineal partiendo de datos de los usuarios (Cheng et al., 2008), o la generación automática de ejercicios con una dificultad establecida (Radošević et al., 2010; Sadigh et al., 2012). De entre estos casos, se puede destacar un factor común a todas las definiciones: la dificultad se puede medir en términos del tiempo y esfuerzo que los aprendices deberán invertir para completar satisfactoriamente una actividad, por lo que se deduce que el progreso en el aprendizaje está ligado al esfuerzo (Gallego-Durán et al., 2018; Gallego-Durán, 2015; Gallego-Durán et al., 2016).

Aparte del concepto de dificultad en sí, existen otros factores que también pueden determinar la complejidad a la hora de resolver una actividad, principalmente podemos hablar de la capacidad de razonamiento y el nivel cognitivo que precisan. Para poder determinar estos conceptos, existe una categorización ampliamente extendida conocida como Taxonomía de Bloom, que establece diferentes niveles de clasificación de habilidades cognitivas, un total de seis, ordenados de forma ascendente por el nivel de abstracción requerido (Bloom et al., 1956). Por tanto, podemos usar esta clasificación para categorizar las actividades de aprendizaje en función de la habilidad cognitiva que fomentan. La propuesta de Bloom aboga por que los docentes insten a los aprendices a avanzar en los niveles de taxonomía mientras progresan en su aprendizaje, favoreciendo el pensamiento abstracto y complejo en lugar de la mera memorización. Tras diferentes variaciones, esta taxonomía presenta una revisión que se ha asentado desde su concepción por Anderson y Krathwohl en 2001 (Anderson & Krathwohl, 2001), que hace énfasis en el dinamismo de la propuesta original proponiendo dos dimensiones: la del conocimiento, que describe los cuatro tipos de conocimientos que un aprendiz puede adquirir (factual, conceptual, procedimental o metacognitivo); y la del proceso cognitivo, que incluye seis tipos de acciones o destrezas (recordar, comprender, aplicar, analizar, evaluar y crear). De esta forma, resulta sencillo clasificar una actividad en función del conocimiento y el proceso cognitivo que desarrollen.

Otro factor fundamental que debemos tener en cuenta es la accesibilidad, pues aspectos como la discapacidad visual o auditiva que hacen que no todos los tipos de actividades sean completamente accesibles a todos los aprendices (García Escrivá & Moya Montoya, 2021). De hecho, garantizar una educación inclusiva, equitativa y de calidad fue incluido como uno de los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU para la Agenda 2030⁶. Por esta razón, es importante tener en cuenta la accesibilidad digital a la hora de crear contenidos de aprendizaje, y por lo que en CALM lo tendremos en cuenta. Conseguir que todas las actividades creadas sean completamente accesibles es complicado, debido a que tienen diferentes estilos o formas de representación, o diferentes objetivos, por lo que reduciríamos en gran medida la amplia variedad que pretendemos conseguir. Pero sí podemos tener en el modelo de actividad una característica que describa el tipo y grado de accesibilidad, de modo que, teniendo esta misma característica en el modelo de aprendiz, sólo se asignarían actividades completamente accesibles para los aprendices.

Además de comprender y asimilar conceptos, existen factores prácticos que presentan un gran impacto en un aprendizaje efectivo y válido, con una mayor autonomía y relación de los conceptos aprendidos con el entorno real; como son la repetición, la memorización, la práctica y la aplicación en contextos reales (AulaPlaneta, 2016; Pappas, 2016). Todo ello a través de una amplia variedad de actividades, ya sea por el tipo de estas, su nivel de abstracción o su dificultad. Y debemos tener presente que, para favorecer el aprendizaje, además de un gran número de actividades, es importante también realizarlas de forma espaciada (Kang, 2016; Lyle et al., 2020).

⁶ <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/education/>

2.6. Reflexiones y respuestas

Hemos realizado en este apartado un estudio sobre la situación actual de la educación en nuestra Sociedad Digital frente a la evolución de las TI, las necesidades que han surgido en este proceso de transformación digital, las herramientas y plataformas que han ido apareciendo para llevarla a cabo, y los conceptos surgidos y necesarios para dicha transformación. Ahora, veamos en qué medida nos ha ayudado a responder a las preguntas de investigación que proponemos.

Por un lado, podemos responder a la primera pregunta, de cuáles son las necesidades de la educación surgidas por la creciente evolución de las TI y su incorporación a todos los ámbitos de la sociedad. Debido a su amplia implantación en la sociedad, han surgido unos cambios en el proceso de aprendizaje, que pasa a ser un ciclo continuo, a lo largo de la vida, dado que la información se renueva constantemente; y en un entorno educativo deslocalizado. Provocando todo esto la necesidad de un cambio en la educación, una transformación digital que deber ser completa, abarcando el proceso de aprendizaje y de enseñanza, que debe tener en cuenta también la diversidad de características de aprendizaje de los aprendices. Además, existe otra necesidad, y es que se podría emplear el actual potencial de las TI para lograr dicha transformación, pero lo cierto es que las expectativas de su uso en el ámbito académico, para contribuir a una mejora potencial en el proceso de aprendizaje, están lejos de haberse cumplido.

Por otro lado, tenemos también la respuesta a la segunda pregunta de investigación, ¿cómo es posible cubrir esas necesidades, apoyándonos en las propias TI? La solución pasa por un sistema de aprendizaje inteligente, es decir, un modelo de aprendizaje basado en tecnología, que detecte y analice las características individuales de cada aprendiz, adaptando y personalizando la experiencia de aprendizaje a sus necesidades en cada momento, todo ello bajo la tutela del docente. Además, la ampliación de los conceptos de aprendizaje adaptativo y personalizado nos aporta la base teórica sobre la que se sustentaría este sistema de aprendizaje inteligente.

Además, las descripciones sobre el concepto de aprendiz y de actividad en un sistema de *smart learning* nos muestran el camino a la respuesta de la cuarta pregunta de investigación, ¿cómo se puede detectar, a través de las TI, las necesidades individuales de los aprendices sin descuidar los objetivos de aprendizaje? Se trata de identificar de forma individual a los aprendices y a las actividades, analizando sus características en cada momento para poder adaptar el aprendizaje acorde a ellas. De esta forma, como explicaremos con más detalle, el modelo se basa en la caracterización de un aprendiz, que irá variando a lo largo del proceso de aprendizaje, para proporcionarle la actividad más apropiada en cada momento, que tendrá también su propia caracterización.

Con el apartado 2.3 podemos dar respuesta a la tercera pregunta de investigación: ¿en qué medida se han encaminado la aplicación y el uso de las TI en el ámbito educativo hacia ese objetivo? Hemos descrito varias plataformas y herramientas de aprendizaje que han surgido de un tiempo a esta parte, con diferentes características, especializaciones y expectativas. En este proceso observamos una clara tendencia hacia el aprendizaje adaptativo, con Duolingo como uno de sus primeros exponentes, adaptando y personalizando el contenido de acuerdo con las habilidades de cada usuario. Una tendencia que surge en contraposición a los universalmente conocidos MOOC que, a pesar de experimentar cambios en cuanto a formato y seguir siendo ampliamente utilizados, siguen careciendo de esa personalización y adaptación individual que consideramos necesarias hoy en día. Y lo que es más, esta tendencia ha ido evolucionando desde un uso específico (idiomas con Duolingo y 8Belts, o matemáticas con Mintojo), hacia un uso más generalizado, de forma que se pueda aplicar a diferentes ámbitos educativos. Y es aquí hacia donde creemos que debe apuntar la solución que planteamos más adelante en la respuesta a la sexta pregunta de investigación, un sistema de aprendizaje inteligente que, además de los descrito, se pueda aplicar a cualquier campo, curso o asignatura, para poder suponer una verdadera transformación digital en educación.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

3 Modelo de aprendizaje basado en competencias y actividades

Tras haber llevado a cabo un estudio sobre la situación de la educación respecto a las tecnologías de la información en nuestra sociedad actual, detectando las necesidades que los aprendices, y la propia educación presentan, queremos proponer un modelo de aprendizaje en el que basarnos para demostrar nuestra hipótesis, llamado CALM.

Se trata de un modelo para un sistema de aprendizaje que permita cubrir las necesidades de aprendizaje detectadas en la sociedad digital, sin descuidar los objetivos intencionales de la enseñanza, haciendo uso del potencial de las tecnologías actuales; un sistema abierto, colaborativo, flexible y escalable. Esta propuesta se fundamenta también, en la necesidad de mejorar la motivación del estudiante, cuya importancia e influencia, como se ha comentado en el capítulo anterior, resulta clave en el proceso de aprendizaje (OECD, 2021b). Con todo esto, proponemos un conjunto de características específicas, inspiradas en la mencionada Teoría de la Autodeterminación (Ryan & Deci, 2000):

- Concretamente, se trata de características basadas en aspectos que se utilizan para el diseño de experiencias gamificadas de aprendizaje, tales como interacción, recompensa, progresión y, obviamente, motivación (Compañ Rosique et al., 2016; Gallego-Durán et al., 2019).
- El estado del proceso de aprendizaje será calculado en tiempo real, de modo que tanto aprendiz como docente sabrán en todo momento los resultados y el estado de sus procesos de aprendizaje, algo que fomenta la motivación de los aprendices (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020).

- El ciclo de aprendizaje será continuo, lo que quiere decir que no habrá un aprendizaje estático para un concepto concreto, sino que se tratará de un ciclo de aprendizaje y re-aprendizaje, reforzando y refrescando los conceptos que se vayan adquiriendo.
- El aprendiz dispondrá de autonomía en su propio proceso de aprendizaje, otro factor influyente en su motivación (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020), de forma que:
- El modelo permitirá la personalización del contenido, proporcionando diferentes itinerarios de aprendizaje que dependerán del usuario, ya sea tanto en variedad como en dificultad. De esta forma, el aprendiz podrá elegir entre varias opciones para progresar, fomentando la autonomía para que el usuario perciba que es dueño de su proceso de aprendizaje.
- El modelo se adaptará dinámicamente al progreso y ritmo de aprendizaje de cada aprendiz, de forma que el ritmo dependa de la cadencia en la que va superando competencias, valorando las necesidades a cubrir y los conceptos a mejorar. Cadencia que no será de forma homogénea, sino en función de sus aciertos y errores. Además, esta adaptación vendrá marcada por diferentes estrategias de aprendizaje, las cuales serán seleccionadas a nivel global de un curso y/o a nivel individual para cada aprendiz.
- Ofrecerá una gran variedad de actividades, tanto en la forma en la que se realizan como en el tipo de conocimiento en el que están basadas.
- Servirá tanto de elemento de aprendizaje para los aprendices como de herramienta docente, ya que serán los profesores los que gestionen y diseñen el entorno de aprendizaje.

3.1. Arquitectura de información

3.1.1. Relación entre competencias y actividades de aprendizaje

El modelo propuesto se basa en los principios de la teoría de Merrill para el llamado modelo instruccional, mencionado en el apartado 2.5, cuyo principio fundamental defiende que la instrucción debería ser centrada en tareas, tareas de interés para el aprendiz, que sea capaz de realizar y con una dificultad progresiva (Merrill, 2002).

Con el fin de aplicar este principio correctamente, además de los de activación, demostración, aplicación e integración, CALM se basa en dos conceptos principales: competencia de aprendizaje y actividad de aprendizaje.

Por un lado, una competencia se puede describir como una combinación de una serie de conocimientos y habilidades concretas. En un modelo de aprendizaje basado en competencias, el conjunto de aprendizaje se divide en diferentes objetivos que los aprendices irán alcanzando, o diferentes conocimientos que irán adquiriendo (Rivenbark & Jacobson, 2018; Walcutt & Schatz, 2019). Así, irán avanzando en el proceso de aprendizaje completando competencias de forma progresiva, de manera que necesitarán aprender una competencia concreta en cierta medida antes de comenzar con otra, según sus relaciones de dependencia. Como explicamos más adelante, en el modelo propuesto las competencias de aprendizaje están dispuestas de forma similar a esta. De esta forma, CALM cumpliría el principio instruccional de activación.

Por otro lado, una actividad de aprendizaje es una tarea que permite al aprendiz desarrollar una o más competencias, siendo este el concepto clave del mencionado principio de centralidad en tareas. Por tanto, será a través de las actividades por las que todo el contenido, el conjunto de aprendizaje, será presentado al aprendiz, y por las que irán adquiriendo las competencias correspondientes, cumpliendo de esta forma dicho principio.

3.1.2. Componentes estáticos

A partir de estos dos conceptos, el modelo tendrá un conjunto de habilidades y conocimientos a adquirir por los aprendices, llamadas competencias, representadas en lo que llamamos mapa de competencias; un conjunto de actividades a realizar, a través de las cuales desarrollarán dichos conocimientos, que llamamos bolsa de actividades; y un motor de selección, que será el encargado de asignar actividades a los aprendices. Todos ellos son los denominados componentes estáticos, es decir, los elementos globales del curso que son modificados únicamente por el docente. A partir de ellos, se crearán instancias asociadas a cada aprendiz, como explicaremos en el siguiente apartado.

El mapa se trata de un conjunto de competencias conectadas entre sí, representando el camino o los posibles caminos que los aprendices seguirán en su proceso de aprendizaje. El docente será el encargado de diseñar este mapa, creando las competencias que considere, colocándolas en el orden que elija y estableciendo las relaciones de dependencia entre ellas, así como asignando las competencias de inicio y de fin. Este diseño definirá el modelo de aprendizaje que desee establecer, desde un modelo básico, a través de un mapa lineal cuyas competencias están dispuestas sucesivamente, hasta uno más complejo, en el que las competencias se dispongan formando una red de conocimientos. En la Figura 5 se puede ver un ejemplo sencillo del mapa de competencias, con un total de siete competencias con varios caminos de aprendizaje posibles a seguir.

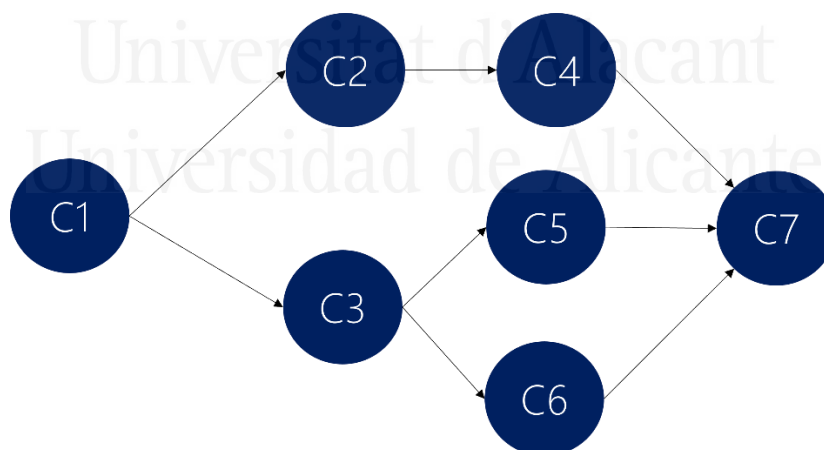


Figura 5. Ilustración básica como ejemplo del mapa de competencias propuesto.

Por otro lado, tenemos la bolsa de actividades, que es el conjunto de actividades a realizar por los aprendices, desarrollando en cada una de ellas una o varias competencias del curso, lo que les permitirá ir desbloqueando y completando las competencias del mapa. Será también el docente quien cree las actividades para un curso concreto. Podemos ver en la Figura 6 una representación gráfica de la bolsa de actividades, conteniendo en este caso un total de nueve actividades diferentes.

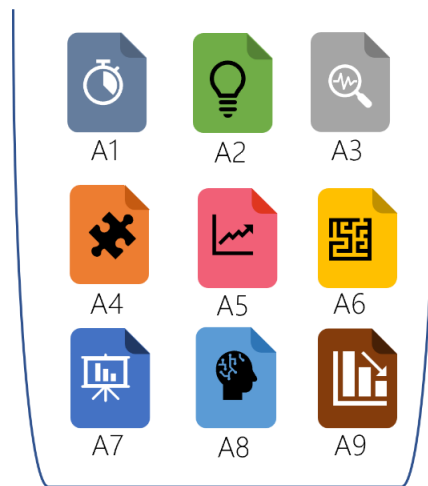


Figura 6. Representación de la bolsa de actividades.

El encargado de seleccionar una actividad a realizar para cada aprendiz en un momento determinado será el motor de selección. Cuando el aprendiz seleccione una competencia en el mapa, el motor seleccionará la actividad que considere más adecuada, según unos ciertos parámetros que veremos con más detalle a continuación. En la Figura 7 ilustramos este componente, ejerciendo de conector entre los otros dos componentes, el mapa de competencias y bolsa de actividades.

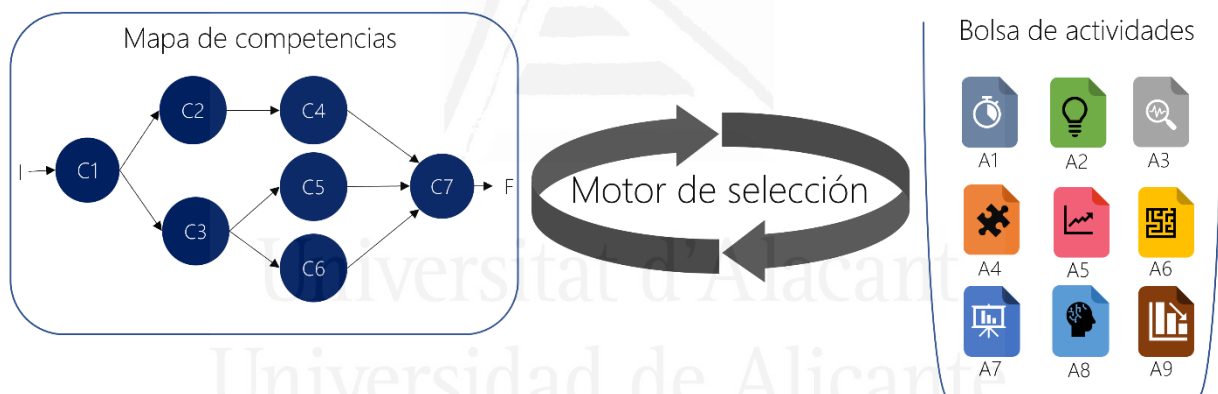


Figura 7. Representación del motor de selección, haciendo de conector entre el mapa de competencias y la bolsa de actividades.

Mapa de competencias

Como hemos mencionado, el mapa de competencias está creado como un grafo dirigido, en el que las competencias están representadas por los nodos, y las aristas marcan la relación de dependencia entre ellas.

Cada nodo del mapa, que representa una competencia, tendrá un valor asociado, lo que podemos entender como un nivel de adquisición, individual para cada aprendiz, un valor que llamamos fuerza de competencia. Es un valor que no pertenece directamente al mapa estático, sino a las instancias dinámicas de cada aprendiz, como explicaremos en profundidad en adelante, pero necesitamos mencionarlo para explicar otros conceptos. En estas instancias, este valor irá aumentando conforme el aprendiz realiza actividades, de modo que cada actividad afectará a la fuerza de todas sus competencias asociadas, según su dificultad y el resultado obtenido al completarla.

A partir de la fuerza de cada competencia, existen ciertos valores asociados a ella que serán estáticos, es decir, fijos para el curso, y establecidos por el docente. Dichos valores forman parte de los conceptos clave del mapa de competencias, que se describen a continuación:

- Umbral mínimo de competencia, que marca el valor de fuerza mínimo necesario para considerar una competencia como superada. Es decir, el valor a partir del cual se considera que los conocimientos mínimos de la competencia han sido adquiridos, pero que el aprendiz puede seguir desarrollándola.
- Umbral máximo de competencia, que marca el valor máximo de fuerza que puede obtenerse para una competencia, o sea, el valor a partir del cual la fuerza de la competencia no subirá más, a pesar de que se sigan realizando actividades asociadas a la misma.
- Umbral de conexión, establecido para cada unión entre competencias. Marca el valor de fuerza necesario de una competencia para desbloquear una conexión asociada. Se trata de conexiones dirigidas, por lo que sólo se puede llegar de una competencia a otra en un sentido, y se desbloquearán si la fuerza de la competencia origen es igual o superior a dicho umbral de conexión.
- Una competencia puede estar precedida de más de una, atendiendo a dos posibles vías: que se pueda llegar a ella a través de diferentes competencias, o que haga falta desbloquear todas las dependencias para poder desbloquearla, en cuyo caso se representará gráficamente con una unión previa de las conexiones.
- Competencias iniciales. Habrá una o varias competencias marcadas como iniciales, que será desde donde los aprendices comiencen el proceso de aprendizaje.
- Competencias finales. Habrá también una o varias competencias que indicarán el final de los posibles caminos de aprendizaje creados.
- El mapa se considerará completado cuando se haya completado un camino desde una competencia inicial hasta una final, con todas las competencias que lo contienen superadas.

A modo resumen, podemos ver en la Tabla 2 estos atributos relacionados con el mapa de competencias.

Tabla 2. Conceptos asociados al mapa de competencias.

Concepto	Asociado a	Clasificación
Umbral mínimo	Cada competencia	Valor de fuerza necesario para superar una competencia
Umbral máximo	Cada competencia	Valor de fuerza máximo a alcanzar en una competencia
Umbral de conexión	Cada conexión	Valor de fuerza necesario para desbloquear una conexión
Competencia inicial	Una competencia/s	Indica que es una competencia por la que se comienza el mapa
Competencia final	Una competencia/s	Indica que es una competencia por la que se finaliza el mapa

De esta forma, el docente podrá crear todo el mapa de competencias que los aprendices irán desbloqueando y completando, a través de los diferentes caminos de aprendizaje y con los criterios que desee establecer.

Para ver un ejemplo de diseño de un mapa de competencias mostramos a continuación la Figura 8, que se trata del mismo ejemplo que la Figura 5, pero añadiendo todos los conceptos relacionados, completando así lo que sería un mapa de competencias para un curso concreto. En este caso, podemos ver las siete competencias creadas tienen sus umbrales mínimo y máximo asignados, así como sus conexiones y sus respectivos umbrales, y teniendo una competencia inicial y otra final.

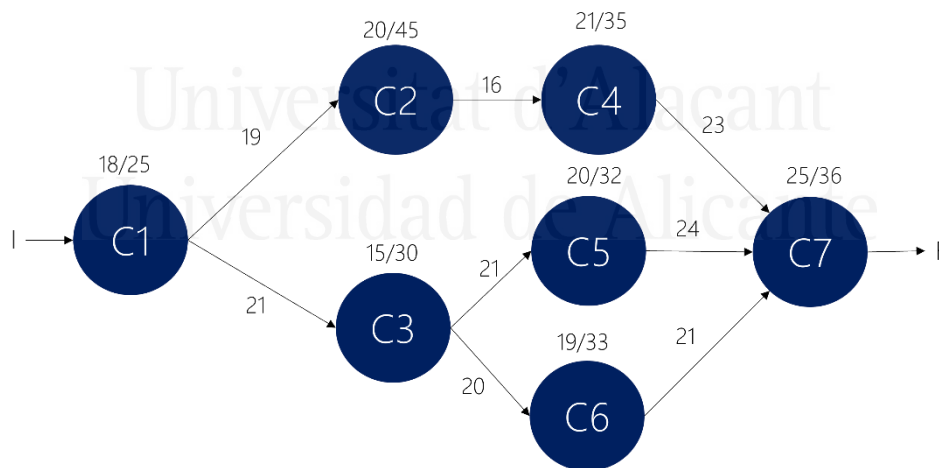


Figura 8. Ejemplo de un mapa de competencias básico diseñado por un docente para un curso concreto.

Bolsa de actividades

Como hemos comentado anteriormente, las competencias se adquieren a través de las actividades que se les otorga a los aprendices y estos van realizando. Serán, por tanto, las que marcarán el avance en el aprendizaje. Estarán contenidas en lo que llamamos bolsa de actividades, que contendrá todo el conjunto de actividades pertenecientes a un curso concreto. Dichas actividades tienen los siguientes conceptos asociados:

- Están relacionadas con una o más competencias. Lo que quiere decir que podrán desarrollar más de una competencia.
- Dificultad. Siguiendo el mencionado principio instruccional de centralización, habrá diferentes niveles de dificultad asociados a cada actividad, para favorecer así un proceso de aprendizaje progresivo. Así, el sistema iría proporcionando actividades con una dificultad que aumente progresivamente, para mantener la motivación del aprendiz, o manteniendo la misma si un caso individual así lo requiere. Además, la dificultad influirá también en la puntuación obtenida tras haber completado una actividad, sumando más o menos según el nivel correspondiente.
- Tipo de actividad. Existirá una amplia variedad de tipos, cada uno con sus características propias, tanto en la representación como en la evaluación. Concretamente, esto vendrá marcado por la caracterización de la actividad, como hemos explicado en el apartado 2.5, y que detallaremos en el siguiente capítulo. Se trata de una serie de atributos que definirán cómo es la actividad.

Tabla 3. Resumen de conceptos asociados a una actividad.

Atributo	Tipo	Clasificación
Competencia/s relacionada/s	Una o varias competencias	Representa la competencia o competencias que contiene la actividad
Dificultad	Numérico	Valor de dificultad de la actividad
Tipo/estilo de actividad	Múltiple	Describe el estilo de la actividad

Estas características de la actividad son, por tanto, unas de las claves para el proceso de aprendizaje adaptativo, ya que será, junto a la caracterización del aprendiz, lo que el motor de selección tendrá en cuenta a la hora de asignar una actividad u otra; siempre guiado por la estrategia instruccional que el docente haya elegido para el curso o para cada aprendiz.

Motor de selección

En el motor de selección reside toda la lógica del aprendizaje adaptativo de CALM. Es el responsable de elegir la actividad más apropiada para cada aprendiz en cualquier momento.

Cuando un aprendiz selecciona una competencia, el motor le otorga la actividad que considera más apropiada, que dependerá, como hemos comentado, de las características individuales del aprendiz, de su estado en el proceso de aprendizaje y de las actividades disponibles, además de la estrategia instruccional seleccionada, manteniendo su motivación y cumpliendo con los requisitos de aprendizaje correspondientes. Todo esto serán los datos de entrada del algoritmo encargado de realizar la selección, como detallamos a continuación:

- Las características de cada aprendiz que, como hemos mencionado, pueden ser de diferentes tipos y detectarse de diferentes formas, almacenadas en el modelo de aprendiz. Veremos más adelante cómo lo implementamos en CALM.
- El estado de mapa de competencias de cada aprendiz, que será una instancia como explicamos en el siguiente apartado. Este marcará el estado de su proceso de aprendizaje, para tener en cuenta el estado de cada una de las competencias disponibles.
- El estado de la bolsa de actividades para cada aprendiz, que permite al sistema saber las actividades realizadas por el aprendiz y su resultado, y las actividades disponibles para la competencia en cuestión. De cada una de estas actividades, el motor analizará sus características individuales, almacenadas en el modelo de actividad, como hemos mencionado anteriormente y cuya implementación también veremos más adelante.
- La estrategia instruccional. De esta depende la decisión final del motor de selección que, tras analizar toda la información anterior dinámicamente, tomará la decisión más apropiada marcada por la estrategia seleccionada. Aunque dedicaremos un apartado más adelante para hablar de las estrategias instruccionales, podemos definir las como una serie de pautas que un docente utiliza para optimizar el proceso de aprendizaje de sus aprendices, lo que servirá de guía para el motor de selección a la hora de seleccionar una actividad. Estas estrategias estarán gestionadas por el docente del curso en cuestión, que podrá elegir la que considere más apropiada para su curso, y también para cada aprendiz.
- Tendrá presente dos conceptos considerados fundamentales en CALM: el refresco y refuerzo de las competencias adquiridas. Aunque dependa de la estrategia del docente, el motor analizará aspectos como competencias cuyo valor de fuerza sea bajo, competencias en las que haya fallado repetidamente o competencias que no haya realizado en un periodo de tiempo, con el fin de que el aprendiz refresque conceptos aprendidos y refuerce los que está aprendiendo.

Este motor, basado en inteligencia artificial, irá a su vez aprendiendo de cada aprendiz, conociendo cada vez mejor sus características, preferencias y comportamiento, de forma que irá adaptándose más conforme avanza en su proceso de aprendizaje.

Por su parte, el docente podrá monitorizar el estado del curso global, y de cada aprendiz de forma individual, pudiendo modificar la estrategia cuando lo considere oportuno, si observa que el proceso de aprendizaje no progresa como esperaba, o si detecta ciertas necesidades a cubrir.

Podemos ver, a modo resumen en la Figura 9, una representación gráfica del funcionamiento del motor de selección, con todos sus datos de entrada, su conexión con el mapa de competencias y la bolsa de actividades, y la selección de una actividad.

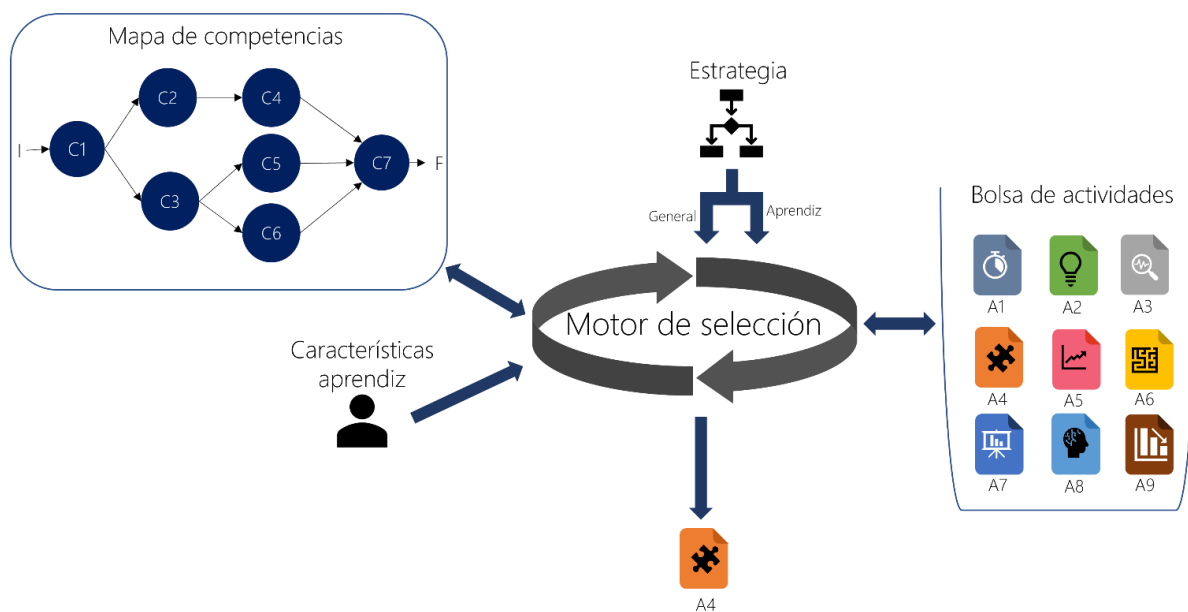


Figura 9. Representación gráfica ampliada del motor de selección

3.1.3. Componentes dinámicos

A partir de estos elementos estáticos, se crearán instancias del mapa de competencias y de la bolsa de actividades para cada aprendiz, con una serie de conceptos y requisitos añadidos, y se establecerán diferentes criterios para el motor de selección.

Respecto al mapa de competencias, cada aprendiz tendrá el suyo propio, partiendo del creado por el docente, pero con su estado individual. Inicialmente, todas las competencias del mapa tendrán el valor de fuerza a cero y, salvo las consideradas como iniciales, estarán bloqueadas. A partir de ahí, el funcionamiento de nuestro sistema será el siguiente: un aprendiz selecciona una de las competencias disponibles en su mapa propio, y el sistema le otorga una de las actividades disponibles a realizar, lo que les permitirá desarrollar la competencia en cuestión, aumentando su puntuación, y así sucesivamente, pudiendo superar competencias y desbloquear competencias adyacentes.

En la Figura 10 se puede ver la instancia de mapa de competencias generada para un aprendiz, partiendo del mapa estático creado en la Figura 8. Al inicializarse, todas las competencias están bloqueadas a excepción de la inicial, y todas, incluyendo esta, tienen como valor de fuerza 0.

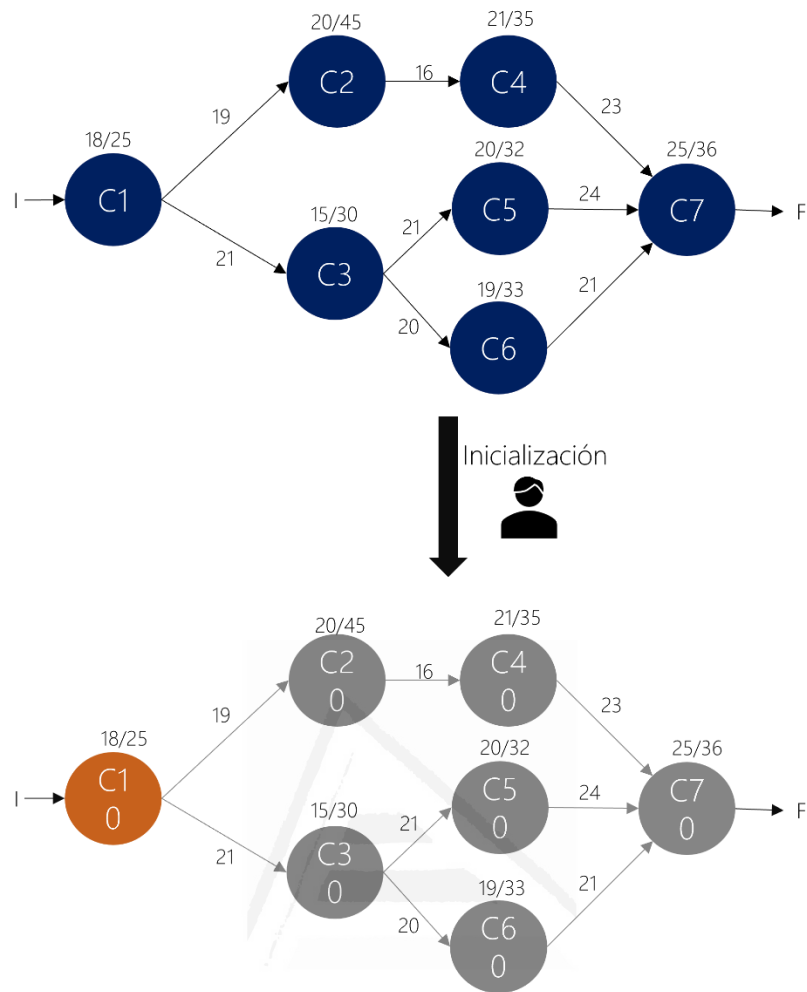


Figura 10. Ejemplo de instancia del mapa de competencias para un aprendiz, en su inicialización.

En cuanto a la bolsa de actividades, cada aprendiz tendrá su propia instancia, que contendrá un subconjunto de actividades de la bolsa estática. De entre todas las existentes, esta contendrá únicamente las actividades disponibles y las realizadas. Es decir, irá almacenando dinámicamente las actividades cuyas competencias relacionadas están desbloqueadas, y marcará si una actividad ha sido realizada, de modo que sólo podrá realizar una actividad una sola vez. Existirá la opción para el docente de permitir que se vuelvan a realizar actividades que no se hayan completado correctamente, en el caso de que se alcance el límite de actividades por realizar para una competencia y esta no haya sido superada. Inicialmente, en el caso del mapa mostrado, contendrá las actividades correspondientes a la competencia inicial.

Podemos ver en la Figura 11 la instancia de la bolsa de actividades para un aprendiz en el momento inicial, siguiendo el ejemplo mostrado en la Figura 6. En este caso, las actividades añadidas son las que contienen únicamente la competencia C1, dado que se trata de la única competencia inicial del mapa.



Figura 11. Ejemplo de instancia de la bolsa de actividades para un aprendiz, en su inicialización sólo con las actividades correspondientes a la competencia inicial C1.

De esta forma, el motor sabrá en todo momento qué actividades ha realizado, cuáles no y, más concretamente, cuáles están disponibles para que pueda realizar, es decir, las que son elegibles para el motor de selección en un momento determinado. Dicho motor tendrá un criterio de selección propio para cada aprendiz, debido a que la caracterización de los mismos es individual, por lo que dicha elección dependerá de cada caso concreto. Además, cada aprendiz puede tener asignada una estrategia instruccional diferente a la global, atendiendo a los criterios que el docente considere oportunos para cada uno.

Con todo esto, el aprendiz irá seleccionando competencias y completando las actividades asignadas, desbloqueando otras competencias y avanzando en su proceso de aprendizaje por los diferentes caminos a elegir, como podemos ver en la siguiente imagen (Figura 12). Se trata de un caso con algunas competencias desbloqueadas, una ya superada, otras aún bloqueadas, así como los valores de fuerza de cada una y las conexiones desbloqueadas. Podemos observar, a modo de ejemplo, que las conexiones bloqueadas que parten de competencias desbloqueadas (C4 y C3), están así debido a que sus respectivos umbrales no han sido igualados o superados, caso contrario a C1 y C2, cuyos valores de fuerza han superado los correspondientes umbrales de conexión. Esto lo veremos con más detalle en el apartado de diagramas de casos de uso.

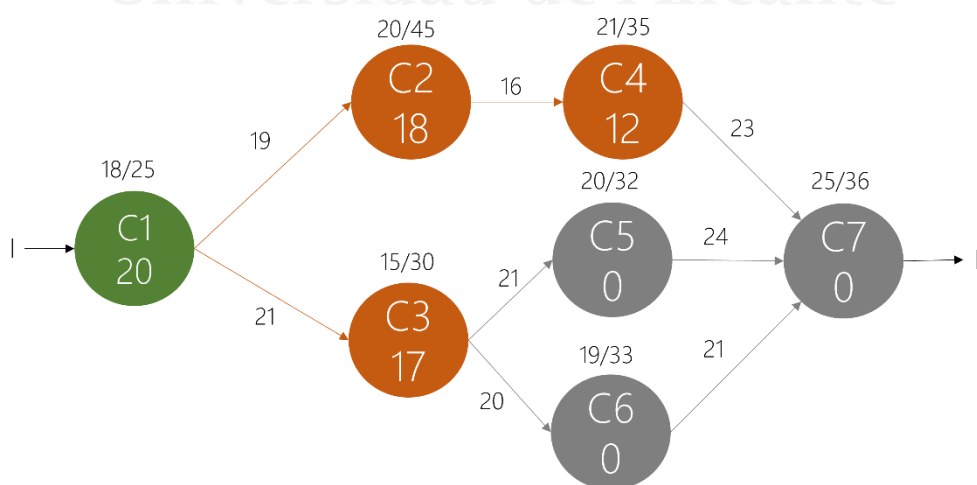


Figura 12. Instancia del mapa de competencias anterior con un progreso ya realizado, donde vemos varias competencias desbloqueadas (C1, C2, C3 y C4), con sus valores actuales de fuerza, y una de ellas superada (C1).

Y, como ilustramos en la Figura 13, su instancia de la bolsa de actividades habrá cambiado, con algunas actividades añadidas (correspondientes a las nuevas competencias que ha ido desbloqueando), y otras ya marcadas como realizadas.



Figura 13. Instancia de la bolsa de actividades anterior tras haber progresado, con nuevas actividades añadidas (A4, A8 y A9) y realizadas (A1, A4, A5 y A8).

Toda esta información podrá ser visualizada por el docente en todo momento, que podrá ver el progreso de cada aprendiz en su mapa propio, el estado de su bolsa de actividades, así como toda la información que almacene el sistema sobre su proceso de aprendizaje, para servir de esta forma como herramienta docente.

3.2. Arquitectura lógica

Una vez explicados los fundamentos de CALM, su funcionamiento y componentes, vamos a centrarnos ahora en la parte lógica del mismo, describiendo sus vistas y algunos diagramas de casos de uso para detallar su funcionalidad.

3.2.1. Vistas

Primero, veamos cómo está estructurado mediante vistas. Por un lado, tenemos al docente, que gestiona el mapa de competencias y la bolsa de actividades globales, así como las estrategias instruccionales, teniendo acceso a su vez a las instancias de los aprendices, para observar su estado y progreso. Todo esto conformará la vista que llamamos cuadro de mando docente.

Por otro lado, tenemos a los aprendices, cada uno con su correspondiente mapa de competencias, bolsa de actividades y estrategia instruccional asignada. Aunque estos sólo tendrán acceso directamente a su mapa de competencias, que será su herramienta de interacción, ya que con la bolsa de actividades interactuarán de forma indirecta, cuando el sistema le otorgue actividades a realizar, pero este elemento y las estrategias son elementos internos y que gestiona el docente. De este modo, la vista de los aprendices, que denominamos espacio de aprendiz, estará formada por el mapa de competencias y será donde realice las actividades que se le vayan asignando.

Tenemos en la Figura 14 cómo quedarían dichas vistas, con el cuadro de mando docente englobando tanto los componentes estáticos, globales al curso, como los componentes dinámicos, que corresponden a las instancias de los aprendices; y con los diferentes espacios de aprendiz, donde acceden al mapa de competencias e interactúan con la bolsa de actividades únicamente a través de las actividades que se les van otorgando.

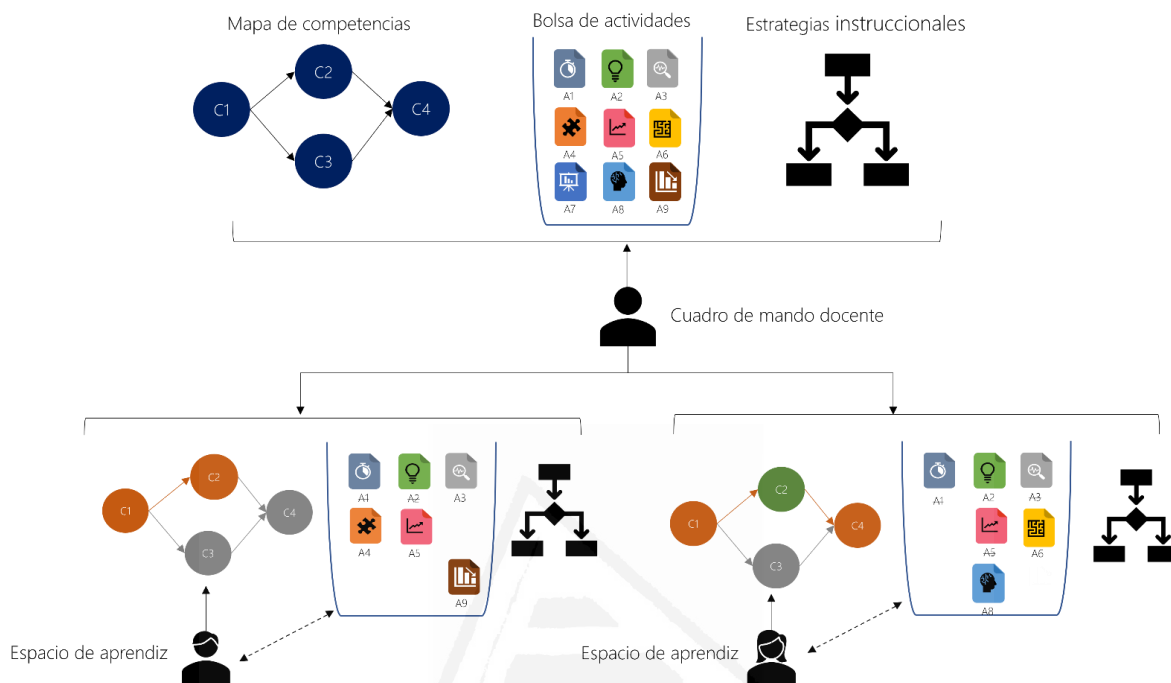


Figura 14. Visión general del modelo, donde vemos al docente que gestiona el mapa de competencias y la bolsa de actividades del curso, y a su vez el estado de cada aprendiz, con sus instancias correspondientes.

3.2.2. Diagrama de casos de uso

Veamos ahora una explicación más detallada, ilustrada a través de diagramas de casos de uso, del comportamiento del aprendiz en CALM a través del mapa de competencias.

En primer lugar, será el docente el que cree un curso, y con ello el mapa de competencias y la bolsa de actividades correspondientes, así como las estrategias instruccionales que desee utilizar. Una vez creado, cuando el aprendiz se da de alta en el curso, el sistema crea sus correspondientes instancias del mapa y de la bolsa. Como sabemos, las únicas competencias desbloqueadas para los aprendices serán las marcadas como iniciales, y los valores de fuerza de todas las competencias estarán a cero, y en cuanto a la bolsa de actividades, las únicas disponibles a realizar serán aquellas que se correspondan únicamente con competencias iniciales. Estos dos momentos iniciales están reflejados los diagramas de casos de uso que mostramos a continuación, en la Figura 15 vemos el caso de la creación del curso por parte del docente y en la Figura 16 la inicialización para el aprendiz.

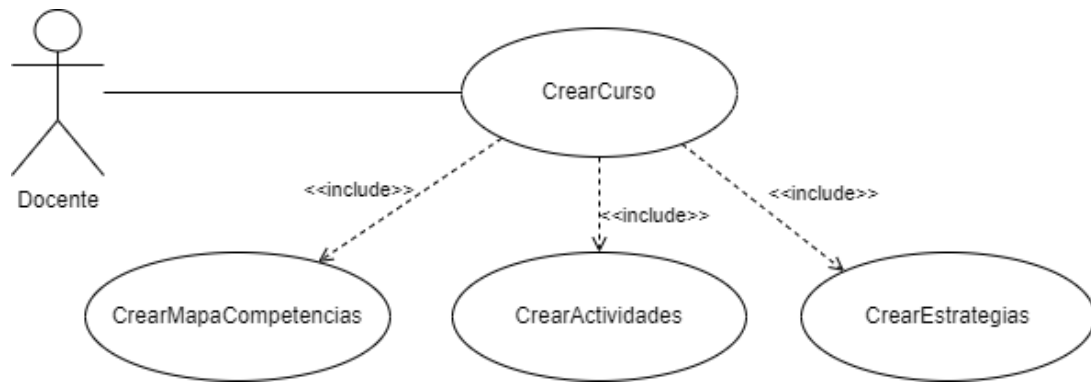


Figura 15. Diagrama de casos de uso de la creación de un curso por parte de un docente.

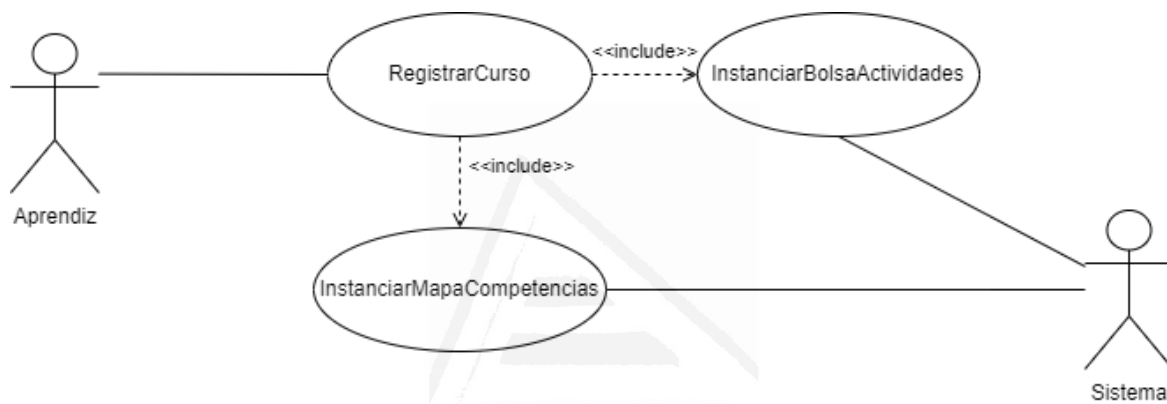


Figura 16. Diagrama de casos de uso con el registro de un aprendiz en el curso.

A partir de aquí, el aprendiz seleccionará en el mapa cualquiera de las competencias disponibles, y el sistema le asignará una actividad a realizar, entre las disponibles en su bolsa de actividades. Una vez terminada, el sistema calculará la puntuación obtenida, que dependerá de cuan correctamente haya realizado la actividad. Esta actividad, a expensas del resultado obtenido, será marcada como realizada en la bolsa de actividades. Si ha sido superada con éxito, el valor de fuerza de la competencia o competencias relacionadas con la actividad aumentará, en un total dependiendo de la puntuación obtenida y de la dificultad de la actividad. En este punto, pueden darse tres sucesos:

- El valor de fuerza ha superado el umbral mínimo de la competencia, lo que significa que la competencia se considerada superada. Es decir, ha adquirido los conocimientos necesarios de la misma, pero puede continuar aumentando su valor de fuerza realizando actividades. Esta condición sirve para comprobar si un curso ha sido completado por un aprendiz, que se dará cuando exista al menos un camino en el mapa desde una competencia inicial a una competencia final, con todas las competencias que lo contienen marcadas como completadas.
- El umbral de alguna de las conexiones que parten de la competencia en cuestión ha sido superado, lo que desbloqueará dichas conexiones. En este caso, para una conexión desbloqueada pueden pasar dos cosas, como hemos explicado: que sea directa, lo que hará que la competencia adyacente sea también desbloqueada, o que dicha competencia necesite que todas sus dependencias sean desbloqueadas, en cuyo caso dependería del estado del resto de conexiones.

- El valor de fuerza ha superado el umbral máximo, lo que quiere decir que dicho valor no aumentará más, aunque el aprendiz siga realizando actividades relacionadas con la propia competencia.

Toda esta casuística está representada en el diagrama de casos de uso mostrado en la Figura 17.

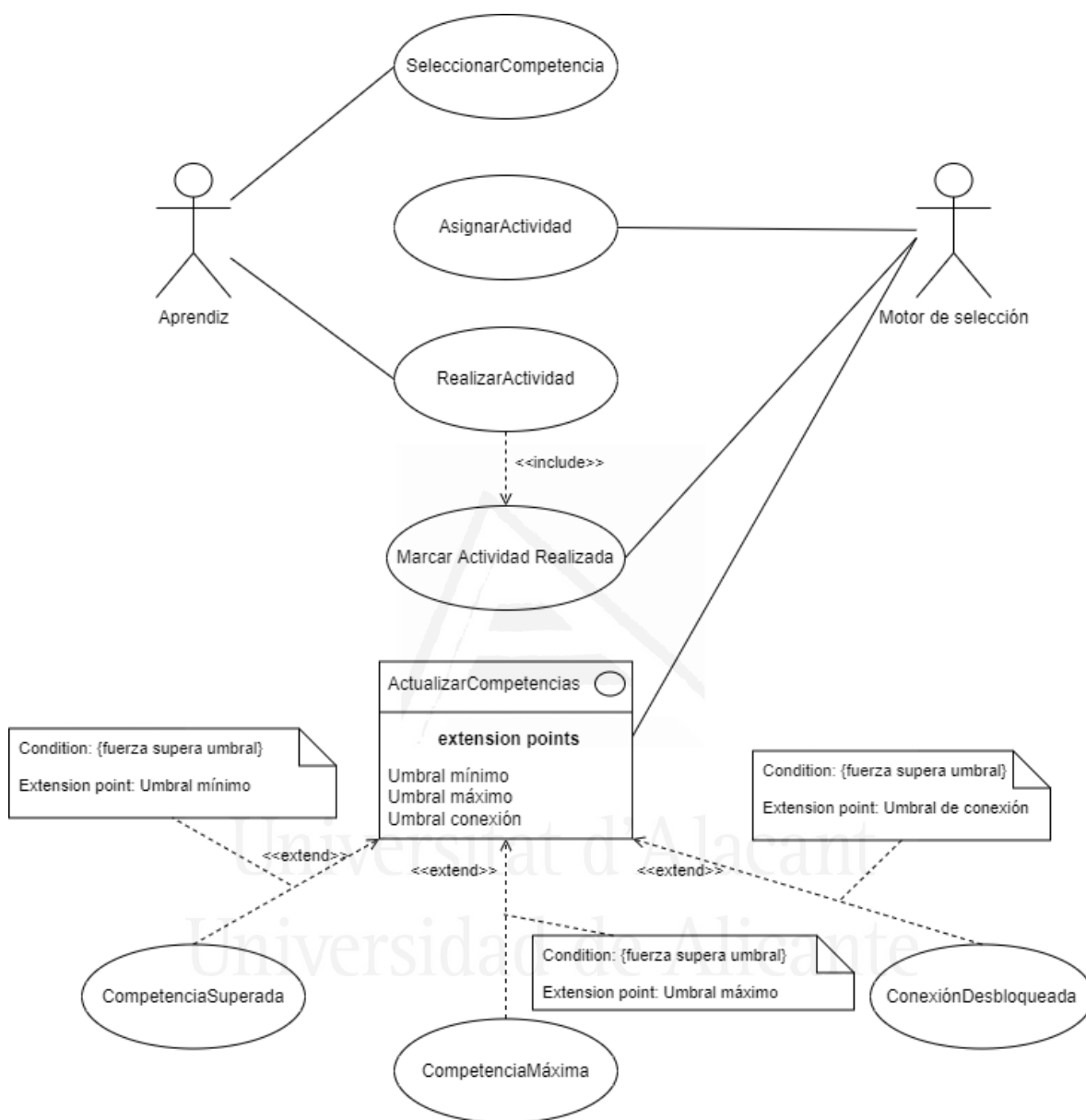


Figura 17. Diagrama de casos de uso que representa la selección de una competencia por parte de un aprendiz, y en consecuencia la realización de una actividad.

En el caso de que el aprendiz no supere la actividad realizada, el valor de fuerza no aumentará, incluso podría disminuir, favoreciendo así el factor de refuerzo para la competencia en cuestión. Este criterio de penalizar o no una actividad no superada vendrá definido por el docente en cuestión. En caso de aplicarlo, aunque esta competencia estuviera ya completada, si su valor de fuerza ha disminuido por debajo del umbral mínimo, dejará de estarlo, teniendo que volver a superar dicho umbral para completarla. En cuanto a los umbrales de conexión, los que estén ya desbloqueados no se verían afectados, aunque la fuerza de la competencia sea inferior a los mismos, para dejar así que las competencias ya desbloqueadas sigan estándolo.

3.3. Reflexiones y respuestas

En este capítulo hemos dado respuesta, por un lado, a la quinta pregunta de investigación, ¿qué papel debe desempeñar el docente en un sistema de aprendizaje basado en TI? Como planteamos en CALM, uno de los papeles del docente debe ser el de diseñador de contenido. Será la persona encargada de estructurar un curso o asignatura en competencias, elaborar el mapa de competencias y todas las configuraciones pertinentes, así como crear y caracterizar las actividades. Una labor fundamental de nuestra propuesta. También tendría el papel de supervisor porque, como hemos mencionado, podrá ver en todo momento el estado y progreso de cada aprendiz, para poder detectar posibles necesidades y monitorizar todo el proceso de aprendizaje. Algo que está relacionado con lo que veremos más a fondo en el próximo capítulo, que hemos mencionado, como es el poder gestionar el proceso de aprendizaje, a través de las estrategias instruccionales.

Por otro lado, con la descripción de las características de CALM, hemos dado respuesta a la sexta pregunta de investigación planteada: ¿qué características debe tener un sistema de aprendizaje para cumplir ese propósito? Como planteamos con CALM, se trata de tener como base la motivación del aprendiz, además de conceptos de interacción, recompensa, y progresión; que proporcione los resultados obtenidos en tiempo real; que presente un ciclo de aprendizaje continuo; que otorgue al aprendiz autonomía en su propio proceso de aprendizaje; que presente una amplia gama de actividades, tanto en cantidad como en variedad; y que sirva de herramienta docente completa, ofreciendo diferentes posibilidades y opciones para ver y gestionar el estado de aprendizaje de cada aprendiz.

Con el resto de explicación hemos ido ampliando detalladamente la información sobre el modelo, su estructura, componentes y lógica, y cómo se van a poner en prácticas sus características descritas.

4 Caracterización de actividades y aprendices

En el apartado 2.4 definimos el modelo de aprendiz como el conjunto de información obtenida y analizada por un sistema de aprendizaje sobre cada aprendiz de forma individual, como su progreso, habilidades, conocimientos, logros, datos de interacción y comportamiento, entre otros (Bull & Kay, 2010; Carberry et al., 2011). Lo mismo ocurre con las actividades, como definimos en el apartado 2.5, cuyas características, en este caso estáticas, son también almacenadas individualmente en el mencionado modelo de actividad. Todo esto representa el núcleo del proceso de adaptación de un sistema de aprendizaje adaptativo, en el que ambos modelos son procesados e interpretados por un algoritmo (en nuestro caso, el que utilice el motor de selección) para elegir la actividad correspondiente en todo momento y, por tanto, adaptarse de forma individual al aprendiz en cuestión.

En nuestro caso, con respecto al modelo de aprendiz, recogemos tres tipos de información que lo nutren: características de comportamiento, características de rendimiento y características personales.

Por un lado, las características de comportamiento se crean a partir de toda la información sobre cómo se comporta el aprendiz durante el proceso de aprendizaje. Eso abarca información sobre el tiempo empleado en cada tarea, el momento en el que la inicia y en el que la finaliza, si deja una actividad para más tarde, el movimiento entre competencias, y más. Para poder recoger dichos datos, el sistema almacenará registros de toda la actividad del aprendiz en el mismo, de la forma más detallada posible, y a partir de ahí analizar su rendimiento. En esto se basan la mayoría de los sistemas de *learning analytics*, o analítica de aprendizaje en español, en analizar el comportamiento de los estudiantes en un sistema de aprendizaje para valorar, e incluso predecir, su rendimiento (García-Peñalvo, 2020; Sun et al., 2021; Sein-Echaluce et al., 2018; Tamoliūnė et al., 2021; Villagrà-Arnedo et al., 2016).

En cuanto a las características de rendimiento, se trata de información específica del dominio, esto es, información contextual obtenida del estado del proceso de aprendizaje de cada aprendiz (Fröschl, 2008). En nuestro caso, se correspondería con las competencias adquiridas, en proceso y por adquirir, las actividades realizadas y por realizar, junto con los resultados obtenidos en cada una de las actividades completadas. Toda esta información puede ser recogida y analizada por el sistema de la forma que hemos mencionado, a través de registros detallados de la actividad del aprendiz, en este caso almacenando los resultados obtenidos de las actividades que ha ido realizando.

Por último, tenemos las características personales, que hacen referencia a información independiente del dominio, información relacionada con aspectos individuales del aprendiz, como el estado de su motivación, sus metas de aprendizaje, sus antecedentes, preferencias, estilo de aprendizaje, tipo de inteligencia o su personalidad (Fröschl, 2008).

En el caso del modelo de actividad, las características que almacenaremos serán características propias de la actividad, que no dependerán del sistema ni de factores externos, como su estilo de aprendizaje o su dificultad, que vendrán definidas por el docente en el momento de crearlas.

4.1. Vector de características

Ahora, para que ambos modelos sean correctamente interpretados y procesados por el sistema, deben ser implementados computacionalmente, en una estructura de datos que contenga todas las características correspondientes, lo que llamamos vector de características. Cada una de estas características será representada por una variable cuantificable, para definir así un aspecto concreto de un aprendiz o actividad (Bishop, 2006). Los vectores de características se emplean en algoritmos de *machine learning* para caracterizar a los individuos y así realizar diferentes tareas de clasificación, regresión o *clustering*, entre otras.

Dada la importancia de describir correctamente estas características, las variables que las representan deben ser significativas, discriminantes, independientes y, como hemos mencionado, cuantificables, ya que serán la clave para describir a los aprendices y para la toma de decisiones sobre las actividades en el sistema (Aggarwal, 2018). Que sea significativa quiere decir que tenga sentido para un observador humano, en nuestro caso sería el docente, es decir, que su implementación sea correctamente interpretable y que se corresponda de la forma más exacta posible con el valor que representa. Discriminantes, porque deben diferenciarse correctamente para poder clasificar al aprendiz. También independientes, de forma que sus valores no dependan de otras variables, eliminando así redundancia de información y simplificando computacionalmente el proceso. Y cuantificables, ya sea mediante valores cuantitativos, como enteros o reales, o cualitativo (también conocido como categórico), cuyo valor vendrá dado dentro de un rango predefinido.

En nuestra propuesta, las variables de características que sean de ese último tipo, o sea, que pertenezcan a una categoría, no serán ni binarias ni excluyentes, sino que estarán configuradas como pesos, de forma que se podrá tener más o menos valor de cada característica, y el hecho de tener un valor en una característica no significa dejar de tenerlo en otra. Por ejemplo, si nos referimos al estilo de aprendizaje, un aprendiz no será de un tipo o de otro, sino que podrá ser de diferentes estilos, de uno más que otro atendiendo al valor de los pesos. Estos pesos estarán normalizados y todos ellos tendrán un valor en un intervalo $[0, 100]$, donde 0 indica la ausencia total de una característica y 100 el valor máximo para ella.

Además, en nuestro sistema, el vector de características del aprendiz se construye a partir de las actividades que va realizando y de sus acciones a lo largo del proceso de aprendizaje, en lugar de caracterizar directamente al aprendiz. Por ejemplo, siguiendo con el caso del estilo de aprendizaje, la ponderación vendrá marcada por los estilos de aprendizaje de las actividades que vaya realizando y cómo lo haga. De este modo, conforme va completando actividades, el sistema inicia un ciclo de actualización del vector del aprendiz, a partir del vector de la actividad que haya completado.

Tendremos, por tanto, características del vector del aprendiz que dependerán del vector de actividad, lo que quiere decir que tendremos variables comunes para ambos vectores, como explicamos en el siguiente apartado.

4.1.1. Definición de variables

Veamos primero las variables que componen el vector de características de la actividad que son comunes al de aprendiz: el estilo de aprendizaje, el nivel cognitivo y el tipo de conocimiento.

Para la primera, el estilo de aprendizaje, de entre todas las teorías que hemos mencionado en el apartado 2.4, vamos a usar el modelo de Kolb, llamado *Kolb Learning Style Inventory 4.0* (D. Kolb & Kolb, 2013), ya que lo encontramos como el más apropiado para definir una actividad, y por ende a los aprendices a través de las actividades que realiza, en lugar de centrarse en el aprendiz. Pero esta elección podría ser modificada, de modo que, de elegir otro inventario o teoría que se considere más apropiado, se podría usar sin necesidad de modificar el comportamiento del sistema. Dicho modelo establece los siguientes estilos de aprendizaje: iniciar, experimentar, crear, reflejar, analizar, pensar, decidir, actuar y balancear.

En cuanto a las otras dos características comunes, el nivel cognitivo y el tipo de conocimiento, ambas pueden aplicarse tanto para actividades como para aprendices, y vamos a utilizar para definir las, respectivamente, las dimensiones cognitiva y de conocimiento de la Taxonomía de Bloom en su versión revisada (Anderson & Krathwohl, 2001), mencionada en el apartado 2.4. Esta establece, para la dimensión cognitiva, la siguiente clasificación: recordar, entender, aplicar, analizar, evaluar y crear. Y para la dimensión del conocimiento: factual, conceptual, procedimental y metacognitivo.

Existe otra característica que sería también común, que es la de accesibilidad. Como hemos mencionado en el apartado 2.5, es algo que debemos tener muy presente, y que contemplamos en CALM. Sin embargo, al tratarse de una variable compleja, puesto que existen muchos tipos y grados que la puedan definir, queremos investigar más en el tema para dar con una definición correcta y completa, por lo que no la indicamos a continuación en los vectores de características, pero sí que estará presente.

A partir de estas variables comunes, para completar el vector de actividad añadiremos la de dificultad, concepto cuya importancia hemos mencionado anteriormente. Para el vector de aprendiz, añadiremos una variable propia del aprendiz, el registro temporal, que contendrá todo el histórico de acciones del aprendiz en el sistema, como, por ejemplo, el momento en el que inicia y acaba una actividad, cómo lo ha hecho o cuánto tiempo ha tardado; con el fin de obtener la mayor información posible sobre el aprendiz. Esta última variable nos permitirá almacenar características de comportamiento y de rendimiento del aprendiz, que hemos mencionado al principio del capítulo. Las otras tres variables, por su parte, harán referencia a las características personales del aprendiz.

Con esto, vamos a ver la definición formal de ambos vectores de características, analizando cada variable y su correspondiente tipo.

Primero, las variables que contiene el vector de actividad, cuyos valores serán establecidos por el docente cuando una actividad es creada:

- Dificultad: valor que necesitamos que sea numérico, para poder medirlo y operar con él. Concretamente, se tratará de un número entero, y estará normalizado, para asegurar que todas las actividades estén dentro del mismo intervalo de dificultad [0, 100], donde 0 será la dificultad mínima y 100 la máxima.
- Estilo de aprendizaje: en este caso, necesitamos un valor categórico ponderado, como hemos mencionado en el apartado anterior. Es decir, contendrá el tipo o tipos de estilo de aprendizaje al que pertenece, siguiendo el modelo de Kolb Learning Style Inventory 4.0 (D. Kolb & Kolb, 2013) mencionado al comienzo de este apartado, cada uno con un peso de 0 a 100. Por tanto, esta variable será de tipo diccionario, cuyas claves serán los tipos de estilos de aprendizaje (iniciar, experimentar, crear, reflejar, analizar, pensar, decidir, actuar y balancear) y sus valores serán decimales con valores dentro del rango [0.0, 100.0] para representar los pesos de forma porcentual.
- Nivel cognitivo: se trata también de un valor categórico ponderado, con seis variables internas que se corresponden, como hemos mencionado, a las dimensiones del proceso cognitivo de la Taxonomía de Bloom revisada (Anderson & Krathwohl, 2001), a saber: recordar, entender, aplicar, analizar, evaluar y crear.
- Tipo de conocimiento: al igual que la anterior, tendrá unas variables asociadas que están basadas en la Taxonomía de Bloom revisada, en este caso en la dimensión del conocimiento, que son: factual, conceptual, procedimental y metacognitivo.

Tendremos, por tanto el vector de actividad, nombrado como A , definido a continuación:

```

A = {
  difficulty: integer[0, 100],
  learningStyle: {
    initiating: float[0.0, 100.0],
    experiencing: float[0.0, 100.0],
    creating: float[0.0, 100.0],
    reflecting: float[0.0, 100.0],
    analyzing: float[0.0, 100.0],
    thinking: float[0.0, 100.0],
    deciding: float[0.0, 100.0],
    acting: float[0.0, 100.0],
    balancing: float[0.0, 100.0]
  },
  cognitiveLevel: {
    remember: float[0.0, 100.0],
    understand: float[0.0, 100.0],
    apply: float[0.0, 100.0],
    analyze: float[0.0, 100.0],
    evaluate: float[0.0, 100.0],
    create: float[0.0, 100.0]
  },
  knowledgeType: {
    factual: float[0.0, 100.0],
    conceptual: float[0.0, 100.0],
    procedural: float[0.0, 100.0],
    metacognitive: float[0.0, 100.0]
  }
}

```

Por otro lado, veamos las variables pertenecientes al vector de aprendiz, que irá actualizándose conforme el aprendiz vaya realizando actividades y avanzando en el proceso de aprendizaje:

- Estilo de aprendizaje: será igual que en el caso del vector de actividad, un diccionario cuyas claves serán los tipos de estilo de aprendizaje y sus valores los pesos asociados a cada una.
- Nivel cognitivo: como en el vector de actividad, un diccionario cuyas claves son las definidas por la dimensión del proceso cognitivo de Bloom y sus valores los pesos asociados a cada una.
- Tipo de conocimiento: también será igual que en el caso del vector de actividad, un diccionario cuyas claves serán las de la dimensión del conocimiento de Bloom y sus valores los pesos asociados a cada una.
- Registro temporal: esta es la variable que contiene todos los datos históricos relacionados con las acciones del aprendiz en el sistema, relacionadas principalmente con actividades y competencias. Será un array de diccionarios, cada uno con las siguientes posibles claves:
 - Fecha y hora de inicio: un valor tipo *datetime* que almacena el momento en el que se inicia una actividad.

- Fecha y hora de finalización: un valor tipo *datetime* que almacena el momento en el que se finaliza una actividad.
- Id de actividad: un valor entero que contendrá el identificador de la actividad correspondiente.
- Id de competencia: un valor entero que contendrá el identificador de la competencia por la que el aprendiz realiza la actividad.
- Tiempo empleado: un valor decimal que representa el tiempo efectivo empleado en completar una actividad, en segundos.
- Puntuación: valor de la puntuación obtenida, un valor decimal comprendido entre 0.0 y 100.0, como explicamos en el siguiente apartado.

De este modo, tendremos el vector de características del aprendiz, *L*, definido como:

```
L = {  
  learningStyle: {  
    initiating: float[0.0, 100.0],  
    experiencing: float[0.0, 100.0],  
    creating: float[0.0, 100.0],  
    reflecting: float[0.0, 100.0],  
    analyzing: float[0.0, 100.0],  
    thinking: float[0.0, 100.0],  
    deciding: float[0.0, 100.0],  
    acting: float[0.0, 100.0],  
    balancing: float[0.0, 100.0]  
  },  
  cognitiveLevel: {  
    remember: float[0.0, 100.0],  
    understand: float[0.0, 100.0],  
    apply: float[0.0, 100.0],  
    analyze: float[0.0, 100.0],  
    evaluate: float[0.0, 100.0],  
    create: float[0.0, 100.0]  
  },  
  knowledgeType: {  
    factual: float[0.0, 100.0],  
    conceptual: float[0.0, 100.0],  
    procedural: float[0.0, 100.0],  
    metacognitive: float[0.0, 100.0]  
  },  
  timeLog: [{  
    startingTime: DateTime,  
    finishingTime: DateTime,  
    activityId: integer,  
    competenceId: integer,  
    spentTime: float,  
    score: float[0.0, 100.0]  
  }]  
}
```

Tenemos ahora definidos los vectores de aprendiz y de actividad, que será lo que el motor de selección reciba como entrada para seleccionar la actividad correspondiente, junto con la estrategia seleccionada y el estado del mapa de competencias, como mostrábamos en la Figura 9, pero ahora ya tenemos la definición formal de cómo el motor recibirá las características del aprendiz y de las actividades. Una vez el aprendiz ha completado la actividad, se actualizará su vector según los resultados obtenidos, como describiremos en este apartado. Un aspecto que queremos tener en cuenta en nuestro sistema es poder actualizar también los vectores de actividades a partir de las caracterizaciones de los aprendices. Es decir, que a través de los resultados que van obteniendo los aprendices de una actividad, tener la posibilidad de cambiar la caracterización de la misma si fuera necesario. Con esta opción tratamos de, en cierto modo, evaluar la caracterización de las actividades a través de la caracterización de los aprendices. Por lo que realmente habría un doble ciclo de actualización, en el que se actualiza el vector de aprendiz a través del vector de la actividad realizada, pero también, si procede, el vector de la actividad a través del vector de aprendiz. Este ciclo está representado a continuación en la Figura 18, donde partimos del gráfico de la Figura 9, pero poniendo el foco en el vector de aprendiz y los vectores de actividad.

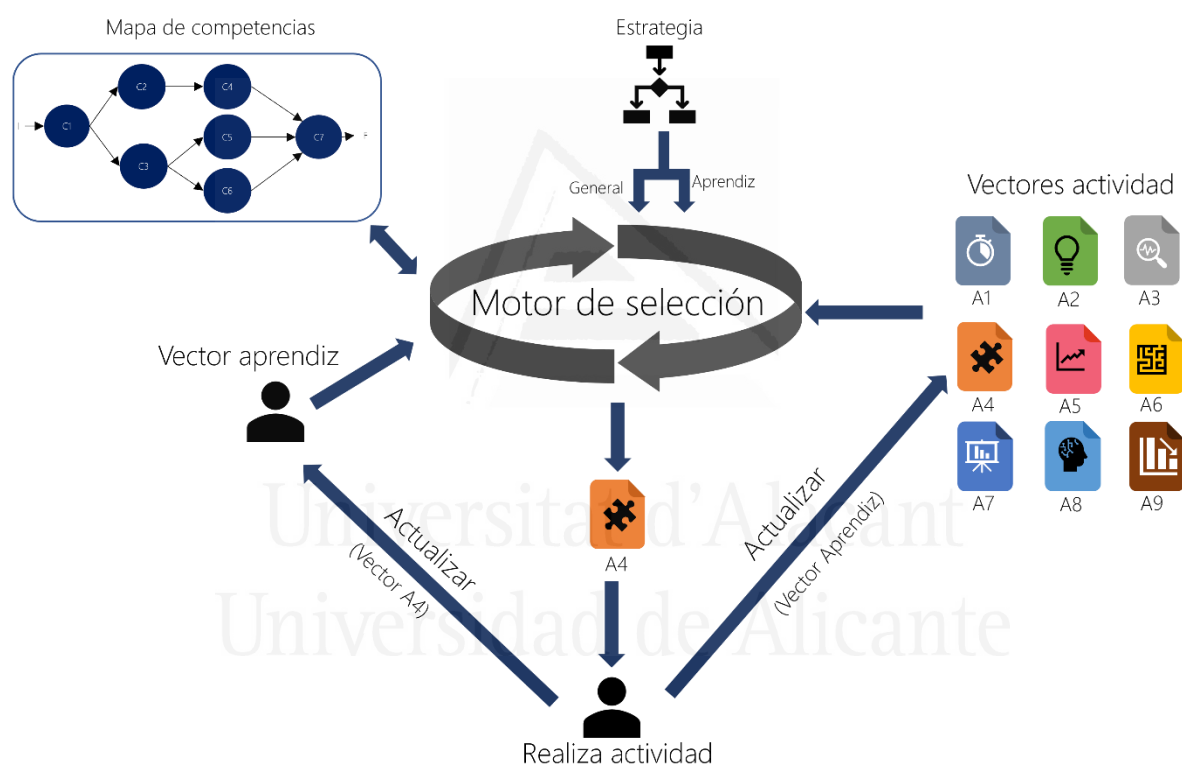


Figura 18. Representación gráfica del motor de selección, con la actualización del vector de aprendiz y del vector de actividad

4.1.2. Actualización del vector de aprendiz

En este capítulo, en concreto en este apartado, vamos a definir únicamente el ciclo de actualización del vector de aprendiz, la actualización del vector de actividad es un proceso que no tenemos definido formalmente, pero del que sí contemplamos una propuesta que mencionamos en el apartado Discusión.

Cuando el aprendiz completa una actividad, se calcula un valor resultante que, dependiendo del tipo de actividad, se calculará internamente de un modo u otro, pero todos los valores de puntuación estarán normalizados en un intervalo entre 0.0 y 100.0, de forma que sean siempre resultados homogéneos sin importar la actividad que se realice. Una vez obtenido, este valor se usa para actualizar el vector de aprendiz a partir del vector de la actividad que acaba de realizar. Para ello, se calcula una puntuación final, que dependerá de este resultado previo y de la dificultad de la actividad realizada, de modo que cuanto más alta sea la dificultad, más alta será la puntuación obtenida. Esto lo hacemos multiplicando el resultado obtenido por un factor de dificultad δ que, siendo d la dificultad de la actividad, definimos como:

$$\delta = 1 + \left(\frac{d}{100} \right)$$

Ecuación 1

De esta forma, el valor de puntuación resultante de una actividad a_i , representado como $e(a_i)$, dependería del valor calculado para dicha actividad $e'(a_i)$, quedando como:

$$e(a_i) = e'(a_i) \cdot \delta$$

Ecuación 2

Durante este proceso, el vector de aprendiz será actualizado variable por variable, de diferentes formas si es preciso, atendiendo a los posibles factores que las distinguen unas de otras. Pero habrá un factor que sí será común y que afectará a todas: el tiempo. Conforme el aprendiz avanza en el proceso de aprendizaje, sus conocimientos, habilidades y experiencia aumentan, por lo que también cambiarán sus características. Por esta razón consideramos que una actividad realizada recientemente tendrá más peso que una realizada un tiempo atrás.

Este factor es importante principalmente para las variables cuyos valores están categorizados por pesos, como son *learningStyle*, *cognitiveLevel* y *knowledgeType*. Estas variables representan, para su característica correspondiente, el porcentaje en que esta está desarrollada en cada uno de sus posibles subtipos o subcategorías. Por tanto, al completar una nueva actividad, los valores de los subtipos de cada característica serán actualizados según los valores que dicha actividad tenga para los mismos.

Para tener en cuenta este factor de decremento en el tiempo, algo que nos permitirá también favorecer el refresco y refuerzo de conceptos, cuya importancia en CALM ya hemos mencionado, usaremos un factor de reducción λ . Esta variable será la que marque cuánto disminuirán los pesos de la actividades anteriores, con un valor decimal entre 0 y 1.

Además, para diferenciar las actividades en el tiempo, introducimos una variable dependiente del tiempo llamada t , que representa el instante en el que una actividad se ha completado, siguiendo, obviamente, un orden cronológico; de forma que para una actividad completada en el instante t , la actividad inmediatamente anterior será la realizada en el instante $t-1$.

Con esto, veamos cómo actualizamos cada característica en el vector de aprendiz cuando se completa una actividad a_i , habiendo calculado la puntuación resultante $e(a_i)$. Nos centramos, en primer lugar, en las tres categorizadas: *learningStyle*, *cognitiveLevel* y *knowledgeType*. Para cada una, se actualizarán todos los subtipos que se correspondan con los subtipos de la actividad en cuestión. El valor de cada subtipo x calculado en el instante t en que se realiza una actividad se representa como $v_x^{(t)}$. El cálculo de este valor dependerá, como vemos, del instante en que se realiza, y también de todos los valores calculados en instantes previos para el mismo subtipo. Se realizará de forma recursiva, teniendo como caso base el instante 1 ($t=1$), donde el nuevo valor será igual a la puntuación obtenida, quedando así:

$$\begin{cases} v_x^{(1)} = e(a_i)^{(1)} \\ v_x^{(t)} = \frac{v_x^{(t-1)} \cdot (t-1) \cdot \lambda + e(a_i)^{(t)}}{(t-1) \cdot \lambda + 1} \end{cases}$$

Ecuación 3

Así, cuando un aprendiz completa una actividad, el sistema actualizará sus características de estilo de aprendizaje, nivel cognitivo y tipo de conocimiento usando esta ecuación para cada uno de sus subtipos. En el caso de los que tengan un valor 0, usaremos la misma pero asignando cero al resultado obtenido de la actividad, es decir $e(a_i)=0$, para mantener actualizados todos los subtipos de una característica. De esta forma, las características del aprendiz se actualizarán al completo, reduciendo los pesos de los subtipos de los que no se realicen actividades, algo que consideramos importante pese a que la selección de actividades dependerá de la estrategia de aprendizaje elegida por el docente. Por tanto, siendo f_i cada una de estas características a actualizar, que pertenecen al vector de aprendiz L , tendríamos para cada subtipo x :

$$\forall x \in f_i \in L : v_x(t)$$

Ecuación 4

4.1.3. Validación de la actualización del vector de aprendiz

Con el fin de validar el algoritmo de actualización explicado, hemos llevado a cabo una simulación para probar cómo cambia el vector de aprendiz a partir de una serie de actividades creadas. Para hacerlo, los vectores de actividad son creados de forma que tanto el estilo de aprendizaje, el nivel cognitivo y el tipo de conocimiento son asignados aleatoriamente. El resultado obtenido por un aprendiz al realizar una actividad es también simulado, asignado aleatoriamente en un rango entre e_{min} y e_{max} , manteniendo la dificultad igual para todas las actividades. De esta forma, el vector de aprendiz es actualizado según las ecuaciones planteadas, y así hasta que un número concreto de actividades son realizadas. Los parámetros principales para esta simulación son:

- n_a = total de actividades creadas en el sistema
- n_s = número de actividades realizadas por un aprendiz
- λ = factor de reducción
- e_{min} = puntuación mínima posible
- e_{max} = puntuación máxima posible

Se han realizado diferentes simulaciones, todas con un total de 1000 actividades en total en el sistema y 300 realizadas por un aprendiz, pero variando el rango de puntuaciones y el factor de reducción, en la que hemos encontrado interesantes resultados.

Lo primero a destacar es que en todas, conforme el número de actividades que va realizando el aprendiz crece, el valor de los pesos de cada característica del vector tiende a converger en la media de la puntuación obtenida $(e_{min} + e_{max}) / 2$. Debemos tener en cuenta que, como el vector refleja el comportamiento del aprendiz, la forma en la que está creada esta simulación produce este efecto, pero en un sistema real, estos valores irán convergiendo en la media de las puntuaciones obtenidas para cada tipo de actividad, según sus características. Este efecto lo podemos ver reflejado en la Figura 19 y la Figura 20, donde se han simulado valores diferentes para el rango de puntuaciones, con el mismo factor de reducción. En el caso de la Figura 19, las puntuaciones están entre 80 y 100, por lo que los valores de las características convergen en 90, mientras que en la Figura 20, se ha establecido entre 0 y 100, convergiendo los valores en 50. De hecho, vemos que en la primera esta convergencia es más rápida, debido a que la variabilidad inicial es más baja.

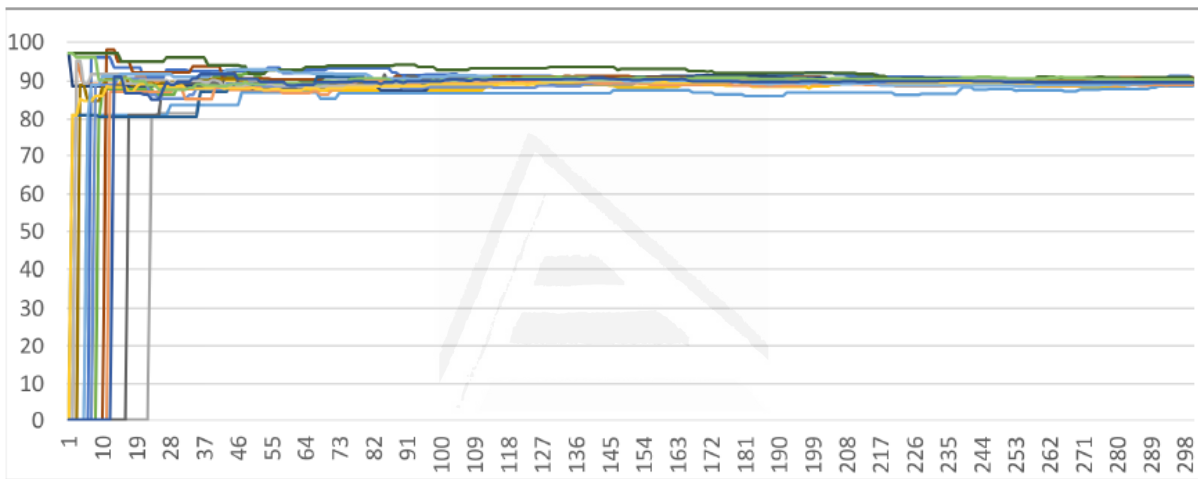


Figura 19. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 90. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.9$, $e_{min} = 80$, $e_{max} = 100$.

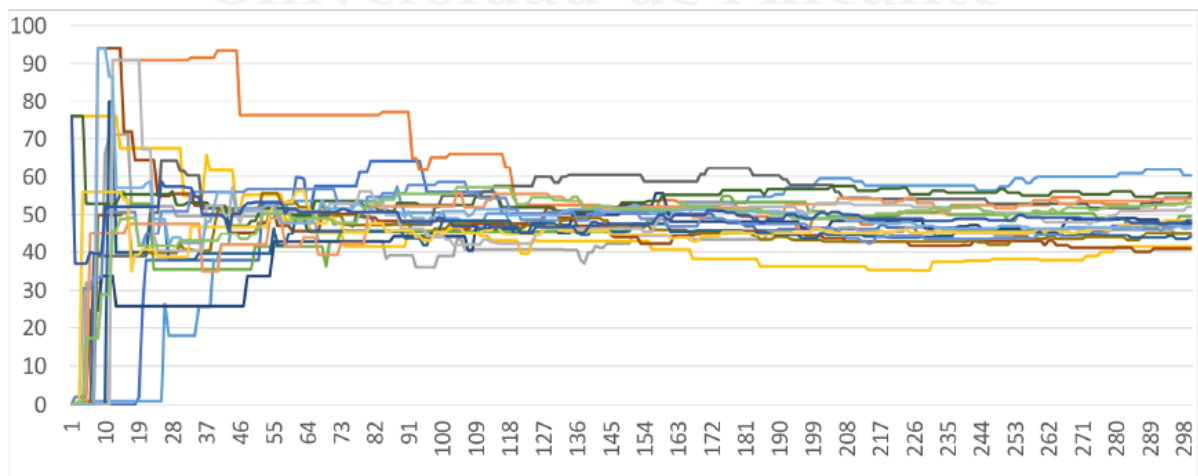


Figura 20. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 50, y la mayoría se estabiliza en la iteración 60, aproximadamente. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.9$, $e_{min} = 0$, $e_{max} = 100$.

Además, el factor de reducción también juega un papel importante en esta convergencia, modulándola de forma que cuanto más alto es dicho valor, más rápida es la convergencia. Esto se debe a que un mayor factor de reducción significa que las actividades realizadas en un instante dado tienen mayor peso frente a las realizadas en instantes anteriores, por lo que los cambios en los valores de los pesos tienen un mayor efecto. Este dato refleja la importancia del factor de reducción, que puede dar a entender que resulte más apropiado asignarle un valor alto, pero en un sistema real debe ser analizado en detalle ya que, además de esta influencia en la convergencia de las puntuaciones, también influye en cuánto se recuerdan las actividades más antiguas. Esta implicación del factor de reducción puede observarse comparando la anterior Figura 20 con la Figura 21 y Figura 22, que plantean el mismo escenario con tres valores λ diferentes.

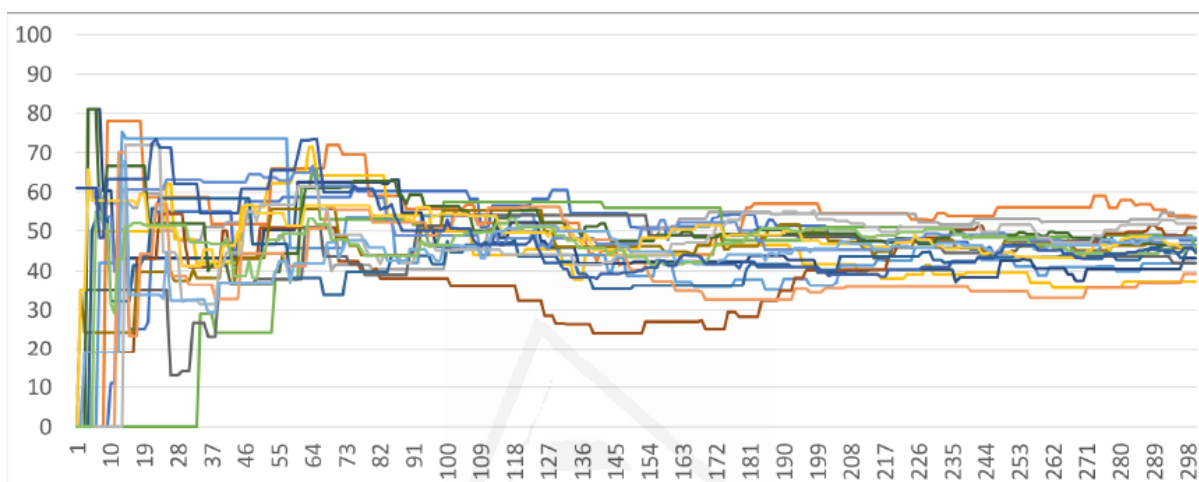


Figura 21. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende a 50 como la anterior, pero con menor velocidad, ya que se estabilizan sobre la iteración 100. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.5$, $e_{min} = 0$, $e_{max} = 100$.

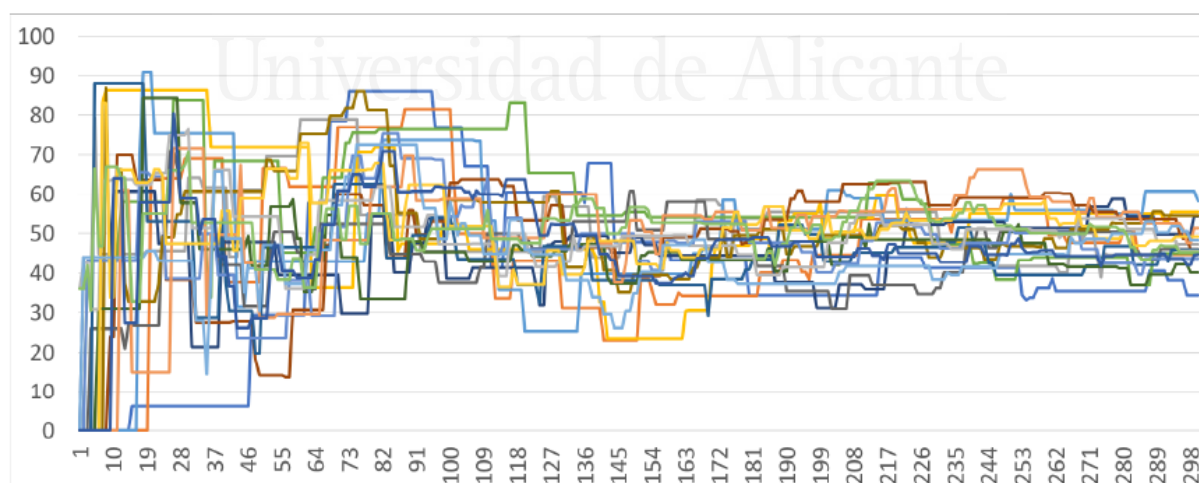


Figura 22. Valores de las variables del vector de características (eje Y) en cada iteración (eje X), viendo la convergencia de los valores que tiende también a 50, pero con menor velocidad incluso, ya que se estabilizan sobre la iteración 160. Parámetro de la simulación: $n_a = 1000$, $n_s = 300$, $\lambda = 0.2$, $e_{min} = 0$, $e_{max} = 100$.

4.2. Reflexiones y respuestas

Con estas simulaciones, hemos podido llevar a cabo la validación matemática de las ecuaciones planteadas para actualizar los valores de las características del vector de aprendiz. Hemos comprobado que, efectivamente, van cambiando conforme el aprendiz realiza más y más actividades, hasta converger en ciertos valores tras varias iteraciones. Además, hemos verificado que la velocidad de esta convergencia se puede modular a través del factor de reducción introducido, además de otras implicaciones en el proceso de aprendizaje que debemos explorar. Sin embargo, obviamente, esta utilidad deberá validarse en un entorno con aprendices y actividades reales.

Con toda la explicación proporcionada en este capítulo, hemos completado la respuesta a la cuarta pregunta de investigación, ¿cómo se puede detectar, a través de las TI, las necesidades individuales de los aprendices sin descuidar los objetivos de aprendizaje? Hemos propuesto un modelo en el que se define cómo se va a almacenar, actualizar y analizar en todo momento la información individual de los aprendices, para así poder adaptarse de forma dinámica a cada uno de ellos, y planteando, además, la implementación de dicha solución.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

5 Estrategias instruccionales

A lo largo de esta investigación, hemos mencionado en algunas ocasiones que, en el modelo de aprendizaje que proponemos, la selección de actividades para un aprendiz depende, entre otros factores ya descritos, de la estrategia instruccional utilizada. Vamos a explicar más en profundidad en qué consiste.

A la hora de diseñar un modelo de aprendizaje, tenemos que distinguir entre el contenido instruccional, que hace referencia a qué se va a enseñar, de la estrategia instruccional, cómo se va a enseñar. Una estrategia instruccional, llamada también estrategia docente o estrategia pedagógica, establece cómo se va a mostrar, explicar o asignar el contenido a los aprendices (Iglesias et al., 2009). Se trata de un conjunto de técnicas, enfoques, modelos y métodos que los docentes utilizan para optimizar el proceso de aprendizaje. La elección de una estrategia correcta ayudará a fomentar la motivación y atención de los aprendices, entender y recordar los conocimientos, y analizar su propio aprendizaje (Alberta Learning, 2002). Para que una estrategia instruccional tenga éxito, se debe definir paso a paso, conteniendo una variedad de enfoques instruccionales y de materiales de aprendizaje, y fomentar la aplicación práctica de las habilidades y conocimientos adquiridos en situaciones de la vida real. Además, deben dar a los aprendices oportunidades de ser independientes y demostrar lo que han aprendido, favoreciendo el autoaprendizaje permitiéndoles conocer y evaluar su propio estado en el proceso.

Cuando un aprendiz sigue una estrategia instruccional, diseñada por el docente, aplicando sus propias técnicas y características cognitivas para resolver las actividades durante el proceso de aprendizaje, pasa a llamarse estrategia de aprendizaje (Castejón Costa, 1997; Schmeck, 1988). Se trata de dos conceptos que cabe diferenciar: la estrategia instruccional definida por un docente y la estrategia de aprendizaje aplicada por los aprendices.

Será a través de la estrategia instruccional cómo el docente guiará a cada aprendiz hasta los objetivos de aprendizaje que pretende que consiga, y marcará cómo lo haga. Por eso en nuestro sistema son clave estas estrategias, ya que proporcionarán las directrices que el motor de selección utilizará, junto con el resto de los factores individuales del aprendiz, para seleccionar la actividad adecuada en cada momento. Así, el proceso de aprendizaje de cada aprendiz estará alineado con la estrategia, para poder alcanzar los objetivos pretendidos por el docente, a la vez que se logra un aprendizaje optimizado para cada uno según sus características individuales.

De esta forma, el motor de selección tendrá el vector del aprendiz y los vectores de las posibles actividades a seleccionar, que junto a los patrones establecidos por la estrategia instruccional, le permitirá elegir la actividad más apropiada en cada momento.

Las estrategias instruccionales se estructuran en lo que se conoce como dimensiones, cumpliendo las siguientes características:

- Cada dimensión representa un aspecto específico de la estrategia en el que queremos obtener un resultado.
- Cada dimensión tendrá un conjunto de valores posibles, que llamamos tácticas.
- Para poder definir una estrategia, es necesario que tenga al menos una de las dimensiones definida, seleccionando una de las tácticas correspondientes.
- Cuantas más dimensiones estén definidas, mayor control tendremos sobre el motor de selección.

5.1. Dimensiones propuestas

Aunque puede existir un gran número de dimensiones, así como sus definiciones y tácticas dentro de cada una, en esta investigación hemos realizado una propuesta con un total de cinco dimensiones, para que sirvan como punto de partida para nuestro modelo. Se trata de: Estado Emocional, Objetivos de Aprendizaje, Estilos de Aprendizaje, Niveles Cognitivos y Memoria a Largo Plazo; y las definimos a continuación.

5.1.1. Estado emocional

El objetivo de esta dimensión es gestionar los posibles estados emocionales del aprendiz. Para hacerlo, nos basamos en la Teoría de Flujo de Csikszentmihalyi (Csikszentmihalyi, 1990), que explicamos en el apartado 2.4, con sus ocho estados que representan los posibles valores de la dimensión, es decir, las tácticas que se pueden aplicar: Apatía, Aburrimiento, Relajación, Control, Preocupación, Ansiedad, Emoción y Flujo.

El estado que vamos a destacar principalmente, como hemos mencionado, es el de Flujo, en el que el aprendiz está motivado y completamente centrado en la actividad que está realizando. Pero puede que haya momentos en los que resulte interesante llevar al aprendiz a un estado de Emoción, en el que se les pueda poner a prueba con actividades algo más complejas de lo que están acostumbrados, o de control, en el que las actividades que se proporcionan las puedan resolver con una cierta facilidad.

También puede resultar interesante en determinados momentos llevarlos a un estado de Relajación, de forma que se relajen un cierto tiempo después de realizar actividades de mayor dificultad, o por el contrario, a un cierto estado de Ansiedad, porque interese que no se relajen demasiado.

Quizá el resto de estados de Aburrimiento, Apatía o Preocupación sean los que menos interese generar en los aprendices, pero estarían disponibles en el caso de que algún docente desee ponerlos a prueba en un momento dado.

En esta dimensión, el factor a tener más en cuenta es medir la dificultad de la actividad respecto a las capacidades del aprendiz, es decir, comparando el vector de actividad con el vector de aprendiz.

5.1.2. Objetivos de aprendizaje

En este caso, la dimensión se centra en ciertos objetivos de aprendizaje a lograr, concretamente, en cómo queremos que se complete el mapa de competencias. Puede ser que el docente quiera usar una táctica de refuerzo general, una táctica de refuerzo específico en ciertas competencias, táctica de refresco de conocimientos adquiridos, o una táctica para que avancen en el mapa de forma eficiente. Aunque el refresco y el refuerzo de conocimientos son conceptos que hemos destacado como importantes, consideramos adecuado definir esta dimensión para proporcionar diferentes opciones concretas al docente en cuestión, por si quiere variar entre tácticas en ciertos momentos.

Para esta dimensión, el principal aspecto a analizar sería el estado del mapa de competencias, junto con la dificultad de las actividades y, obviamente, las competencias a las que pertenecen. De esta forma, por ejemplo, con la táctica de refuerzo el motor seleccionará las actividades cuyas competencias asociadas tengan los valores de fuerza más bajos, y la de eficiencia priorizará las actividades que permitan superar las competencias más rápidamente, lo cual supondrá que tengan mayor dificultad.

5.1.3. Estilos de aprendizaje

Esta dimensión se basa en los estilos de aprendizaje que desarrollan los aprendices. Concretamente, como hemos especificado en el apartado 4.1.1, nos basaremos en el *Kolb Learning Style Inventory 4.0* (D. Kolb & Kolb, 2013). Las tácticas pueden ser de variedad, cambiando entre actividades de diferentes estilos de aprendizaje, de eficiencia, de forma que realizarán actividades de estilos acorde a los suyos, o de refuerzo, de modo que se reforzarán los estilos de aprendizaje que tenga menos desarrollados.

En este caso se tendrá en cuenta la variable de estilo de aprendizaje del vector de aprendiz y del vector de actividad. De este modo, empleando la táctica de variedad, el motor irá alternando la selección de diferentes estilos de aprendizaje, sin tener en cuenta el valor del estilo de aprendizaje en el vector de aprendiz. Si se usa la táctica de eficiencia, se seleccionarán actividades según los estilos de aprendizaje que tenga más desarrollados. Y si se decide usar la táctica de refuerzo, se seleccionarán cuyos estilos de aprendizaje tenga menos desarrollados.

5.1.4. Nivel cognitivo y tipo de conocimiento

Hemos agrupado estas dos dimensiones porque para ambas nos basamos en la Taxonomía Revisada de Bloom (Anderson & Krathwohl, 2001), como describimos en el apartado 4.1.1, representando el nivel cognitivo y el tipo de conocimiento a desarrollar por el aprendiz. Proponemos tres tácticas para ambos casos: variedad, de forma que tanto el nivel cognitivo como el tipo de conocimiento de las actividades propuestas va variando; refuerzo, para seleccionar actividades cuyo nivel cognitivo o tipo de conocimiento esté menos desarrollado; y refuerzo específico, de modo que las actividades propuestas pertenecerán a un nivel o tipo concretos.

Para esta dimensión, como es obvio, el motor se centrará en las variables de nivel cognitivo y tipo de conocimiento de los vectores de actividad y de aprendiz, comparándolas en todo momento acorde a la táctica seleccionada.

5.1.5. Memoria a largo plazo

La repetición es uno de los procesos mentales que más fuerza tienen, ya que le dice al cerebro que, cuando se repite una acción, idea o tarea, esta debe ser recordada, considerándose un aspecto importante para mejora de la memoria a largo plazo, y más aún cuando está espaciada en el tiempo (Kang, 2016). Por esta razón, la táctica de repetición será la única que tenga esta dimensión.

La variable que se analizará en este caso es el registro temporal del vector de aprendiz, de forma que las actividades con un vector similar a las que ha ido realizando se irán repitiendo en el tiempo.

5.2. Aplicación de las estrategias

A partir de estas dimensiones, como hemos mencionado, se configurarán las estrategias instruccionales, de forma que cada una de ellas será un conjunto de una o más dimensiones con unas tácticas concretas seleccionadas en cada caso. En nuestro caso, hemos propuesto un total de seis dimensiones (separando las mencionadas en el apartado 5.1.4. Nivel cognitivo y tipo de conocimiento) como punto de partida, que pueden ser modificadas o ampliadas en el futuro. A modo de resumen, las mostramos en la Tabla 4, donde disponemos el nombre de la dimensión, las posibles tácticas de cada una, y las variables en las que se basan, acorde a lo explicado en el apartado 4.1.1, siendo L el vector de aprendiz y A el vector de actividad.

Tabla 4. Dimensiones propuestas para las estrategias instruccionales, con sus tácticas correspondientes y variables que emplean.

Dimensión	Tácticas	Variables
Estado emocional	Apatía Aburrimiento Relajación Control Preocupación Ansiedad Emoción Flujo	$A \rightarrow difficulty$ L
Objetivos de aprendizaje	Eficiencia Refuerzo Refuerzo específico	$A \rightarrow difficulty$ Mapa de competencias
Estilos de aprendizaje	Variedad Eficiencia Refuerzo	$L \rightarrow learningStyle$ $A \rightarrow learningStyle$
Nivel cognitivo	Variedad Refuerzo Refuerzo específico	$L \rightarrow cognitiveLevel$ $A \rightarrow cognitiveLevel$
Tipo de conocimiento	Variedad Refuerzo Refuerzo específico	$A \rightarrow knowledgeType$ $L \rightarrow knowledgeType$

De esta forma, definimos una estrategia mediante un vector, que llamamos vector de estrategia, en el que cada componente será una dimensión, con un valor de tipo enumerado para la táctica seleccionada. En nuestra propuesta, siguiendo lo realizado en las variables de los vectores de actividad y aprendiz, establecemos los valores de dimensiones de forma ponderada. Es decir, en lugar de tener un único valor con la táctica seleccionada, tendremos un valor para cada táctica que representará el peso que esa táctica tendrá en dicha dimensión. De esta forma, en una estrategia, cada dimensión podrá tener combinaciones de tácticas, pudiendo ponerle todo el peso en sólo una de ellas si así lo desea el docente, ampliando así las posibilidades de configuración del entorno de aprendizaje.

La definición formal de dicho vector de estrategia, llamado S , sería a través de un diccionario que contendrá el nombre de la estrategia y un array de dimensiones. En este array, cada dimensión estará representada por un diccionario cuya clave será el nombre de la dimensión, de tipo enumerado que representa las dimensiones existentes, y su valor será a su vez un array de diccionarios que representará las tácticas. Cada elemento de este array tendrá como clave un tipo enumerado, que representa las tácticas existentes de una dimensión, y como valor un número flotante, que representa el peso de esa táctica en la dimensión, normalizado en un intervalo entre 0.0 y 100.0. Quedando de la siguiente forma:

```
S = {  
  name: string  
  dimensions: [  
    {  
      enum: [  
        {enum: float[0.0, 100.0]}  
      ]  
    }  
  ]  
}
```

Con esto, vamos a proponer algunos ejemplos de estrategias que se podrían aplicar, definiendo su objetivo y los valores de dimensiones que tendrían.

Una de ellas podría ser “Mantener en flujo avanzando y reforzando”, una estrategia que pretenda que los aprendices avancen en el mapa reforzando los conocimientos que van adquiriendo, manteniéndolos en un estado de flujo, lo cual podría ser un objetivo general en la mayoría de los casos. Esta estrategia se basaría en las dimensiones de Estado Emocional y Objetivos de Aprendizaje. Para la primera, tendríamos la táctica de flujo como única con valor, y en la segunda su mayoría estaría entre la táctica de refuerzo y la de eficiencia, con algún peso minoritario en el refuerzo específico por si fuera necesario. Nos quedamos con estas dos dimensiones porque el resto estarían implícitamente gestionadas por el motor de selección, que ya tendrá en cuenta los estilos de aprendizaje, nivel cognitivo y tipo de conocimiento para mantener a los aprendices en un estado de flujo:

- Estado emocional:
 - Flujo 100%
- Objetivos de aprendizaje:
 - Refuerzo 50%
 - Eficiencia 40%
 - Refuerzo específico 10%

Otra estrategia podría ser “Refuerzo de conceptos”, por si en un momento dado el docente quiere centrarse en reforzar conceptos, la cual podría tener como única dimensión la de Objetivos de Aprendizaje, con la táctica de refuerzo con mayor peso y algo en la de refuerzo específico:

- Objetivos de aprendizaje:
 - Refuerzo 90%
 - Refuerzo específico 10%

Si, por ejemplo, el docente quiere que algún aprendiz en un punto del proceso debería “Mirar fuera de la caja”, se podría aplicar esa estrategia en la que predomine la variedad de actividades. Aquí se haría uso de las dimensiones de Estilos de Aprendizaje, Nivel Cognitivo y Tipo de Conocimiento:

- Estilos de Aprendizaje:
 - Variedad 100%
- Nivel Cognitivo:
 - Variedad 100%
- Tipo de Conocimiento:
 - Variedad 100%

También es posible que detecte que algún aprendiz está continuamente seleccionando las mismas competencias, podría pensar que se ha estancado y que necesite avanzar y tener un punto extra de motivación. Aquí el docente podría querer “Pinchar la burbuja”, y aplicar una estrategia que abra el camino de aprendizaje a otras competencias, a través de una táctica de eficiencia en Objetivos de Aprendizaje, y también llevándole a un estado de emoción pero sin dejar del todo de lado el estado de flujo:

- Estado Emocional:
 - Emoción 90%
 - Flujo 10%

5.3. Reflexiones y respuestas

En este capítulo hemos descrito en qué consisten las estrategias instruccionales que planteamos en CALM, y hemos propuesto algunos ejemplos reales. Se trata de un punto clave de nuestra propuesta, como comentaremos en el capítulo Discusión, que permite otorgar al docente un mayor control sobre todo el proceso de aprendizaje de sus aprendices. Es algo que consideramos crucial puesto que, a pesar de que el sistema busque siempre adaptarse a cada aprendiz, creemos que no debe recaer todo el peso en un sistema autónomo, sino que es necesario el factor social y de experiencia que otorga el docente.

Un aspecto que nos amplía, además, la respuesta a la quinta pregunta de investigación, ¿qué papel debe desempeñar el docente en un sistema de aprendizaje basado en TI? Tendrá también este papel de gestionar el proceso de aprendizaje de los aprendices, pudiendo establecer diferentes estrategias que le permitirán adaptarlo cómo y cuándo considere apropiado, para cubrir ciertas necesidades que pueda detectar o aspectos que quiera modificar.

También nos ayuda a reforzar la respuesta a la segunda pregunta de investigación, de cómo es posible cubrir esas necesidades, apoyándonos en las propias TI. Mediante las estrategias instruccionales el docente puede ayudar al sistema a cubrir las necesidades que va detectando en los aprendices, tanto a nivel global como a nivel individual. Con esto, además, hemos ampliado la respuesta a la sexta pregunta, ¿qué características deber un sistema de aprendizaje para cumplir ese propósito?



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

6 Caso de uso

A partir del modelo de aprendizaje propuesto, hemos llevado a cabo el desarrollo de una plataforma prototipo que implementa toda la estructura y lógica que hemos descrito⁷.

Apoyándonos en esta plataforma, vamos a describir en este capítulo un caso de uso del modelo de aprendizaje propuesto, principalmente desde el punto de vista docente, donde reside todo el proceso de creación, diseño y gestión de un curso. Primero, veremos cómo el docente crea un curso, cómo divide su contenido en competencias, cómo las crea, las coloca con el orden de precedencia que desee y configura sus umbrales, obteniendo finalmente el mapa de competencias del curso. Después, veremos cómo crea las actividades y las asigna a las competencias. De esta forma, veremos cómo el curso estaría listo para ser impartido, generando la instancia del mapa para cada aprendiz, y viendo las diferentes opciones que tiene el docente para hacer el seguimiento del estado y progreso de cada uno.

Para el ejemplo vamos a usar una asignatura de Ingeniería Multimedia, Técnicas Avanzadas de Gráficos.

⁷ Este desarrollo ha sido realizado con Juan Luis López Javaloyes y Carlos Rafael Constán Nava, con la Unidad Científica de Innovación Empresarial Ars Innovatio, a través de los proyectos “Creación de una Unidad Científica de Innovación Empresarial en el Grupo de Investigación de Informática y Redes de Computación, años 2019-2021”, financiados por la Agencia Valenciana de la Innovación (AVI3-19T, AVI1-20T, AVI1-21T) y del proyecto “Motor de selección de actividades basado en Inteligencia Artificial para una plataforma de Aprendizaje Inteligente”, financiado por la Universidad de Alicante (GRE20-17-C).

6.1. Creación del curso

El primer paso a realizar sería analizar el contenido de la asignatura, para ver cómo desgranarlo en competencias. Dependiendo de la asignatura o curso, esto puede hacerse de varias formas, según interprete el docente, como puede ser creando competencias según conceptos individuales, agrupar algunos, dividir un concepto en más de una competencia. En cualquier caso, una vez pensado, comenzamos a crear las competencias.

Para cada una tendremos, en primer lugar, que darles un nombre que la identifique, diferente al resto, y una descripción que la resuma brevemente, de forma que se entienda su contenido. Tendremos también que asignar sus umbrales máximo y mínimo, algo que puede resultar más intuitivo hacer más adelante, cuando se vaya a establecer las relaciones con otras competencias. En este ejemplo, lo haremos así, creando hasta seis competencias, que relacionaremos y posteriormente asignaremos umbrales individuales y de conexión.

La primera competencia creada es “Escena”, con la descripción “La escena y los modelos”, y la segunda “Motores”, con la descripción “Introducción a los motores gráficos”. Estas dos son las que consideraremos competencias iniciales, como a continuación estableceremos en el mapa. A continuación, en la Figura 23, podemos ver cómo quedaría la primera, en su vista de cómo se vería en el mapa, y una ficha resumen con su nombre y descripción.



Figura 23. Captura con la competencia llamada "Escena", con la vista que tendrá la competencia (izquierda) y la ficha resumen de la misma (derecha).

De la misma forma, iríamos creando más competencias. En este caso, vamos a crear cuatro más, y procederemos a diseñar una sección del mapa con las seis competencias resultantes. Estas cuatro competencias añadidas serán:

- Nombre: “GL”, descripción: “Introducción a GL”.
- Nombre: “Árbol”, descripción: “Árbol de escena”.
- Nombre: “Entidad”, descripción: “Entidades”.
- Nombre: “Nodos”, descripción: “Nodos”.

En el mapa, aún sin formar a falta de crear las conexiones, las competencias quedarían simplemente listadas, pero dispuestas de forma gráfica para poder seleccionarlas y relacionarlas, como podemos apreciar en la Figura 24.

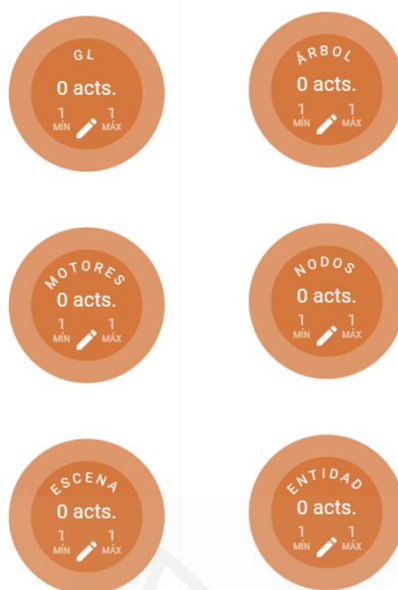


Figura 24. Vista de las seis competencias creadas en el mapa, aún sin establecer conexiones.

Vemos que aparecen con 0 actividades, puesto que todavía no hemos creado o asignado ninguna, y con los umbrales por defecto, de valor 1 ambos. Ahora, con estas competencias creadas, vamos a crear sus relaciones de dependencia, para empezar a dar forma al mapa, y a establecer los umbrales. Para este caso, hemos decidido que las dos competencias iniciales (“Escena” y “Motores”) van a estar conectadas a la competencia “Árbol”, es decir, crearemos una relación de dependencia desde ambas a “Árbol”. Cuando una competencia está precedida por más de una, comentábamos en el apartado 3.1.2 que pueden darse dos casos: que se pueda llegar a ella a través de cualquiera de las competencias predecesoras, o que haga falta desbloquear todas las dependencias. Nosotros lo haremos como el segundo caso, de forma que hará falta desbloquear las dos primeras para llegar a “Árbol”. Creamos la conexión, que desde “Escena” tendrá un umbral de 5 y desde “Motores” un umbral de 3.

Nos falta asignar los umbrales mínimo y máximo a las competencias iniciales, que ya tienen los umbrales de conexión asignados. En este caso, queremos hacer coincidir los umbrales de conexión con los umbrales mínimos, porque consideramos apropiado que una competencia esté superada antes de desbloquear cualquier conexión correspondiente. Por tanto, sería 5 como umbral mínimo para “Escena” y 3 para “Motores”. En el caso de los umbrales máximos, los vamos a establecer como el doble de los mínimos, es decir 10 y 6 para “Escena” y “Motores”, respectivamente. Podemos ver en la Figura 25 cómo quedaría esta conexión, que empieza a dar forma al mapa de competencias.

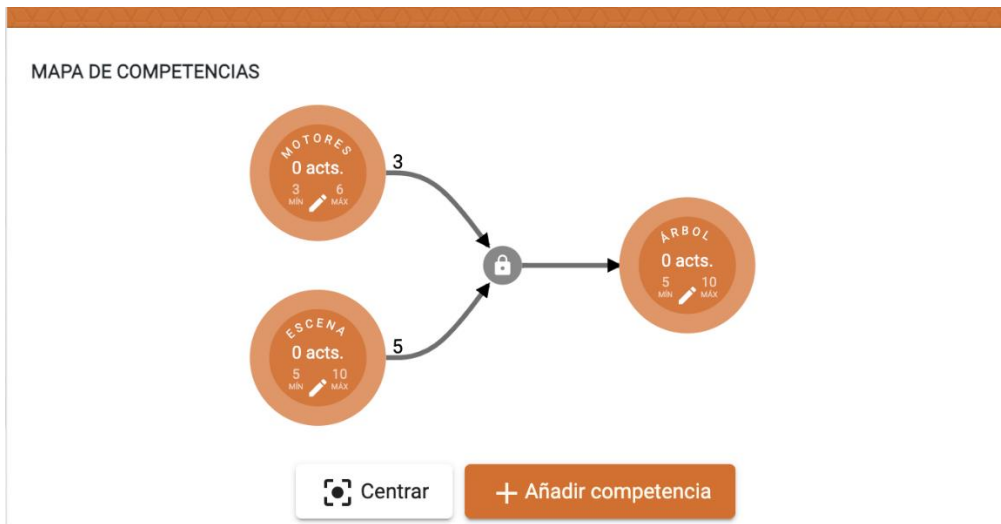


Figura 25. Sección del mapa de competencias con una dependencia obligatoria de dos competencias ("Motores" y "Escena") hacia otra ("Arbol").

Haremos lo mismo para la competencia "GL", teniendo también una dependencia obligatoria de ambas, con los mismos umbrales mencionados antes. De esta forma, consideramos que los aprendices tendrán que superar las dos competencias iniciales, afianzando así unos conocimientos base, antes de desbloquear las competencias siguientes, pudiendo comenzar por cualquiera de las dos. En la siguiente imagen, Figura 26, podemos ver cómo quedaría este caso, con dos conexiones de dependencia obligatoria que parten de las mismas dos competencias, que serán las iniciales.

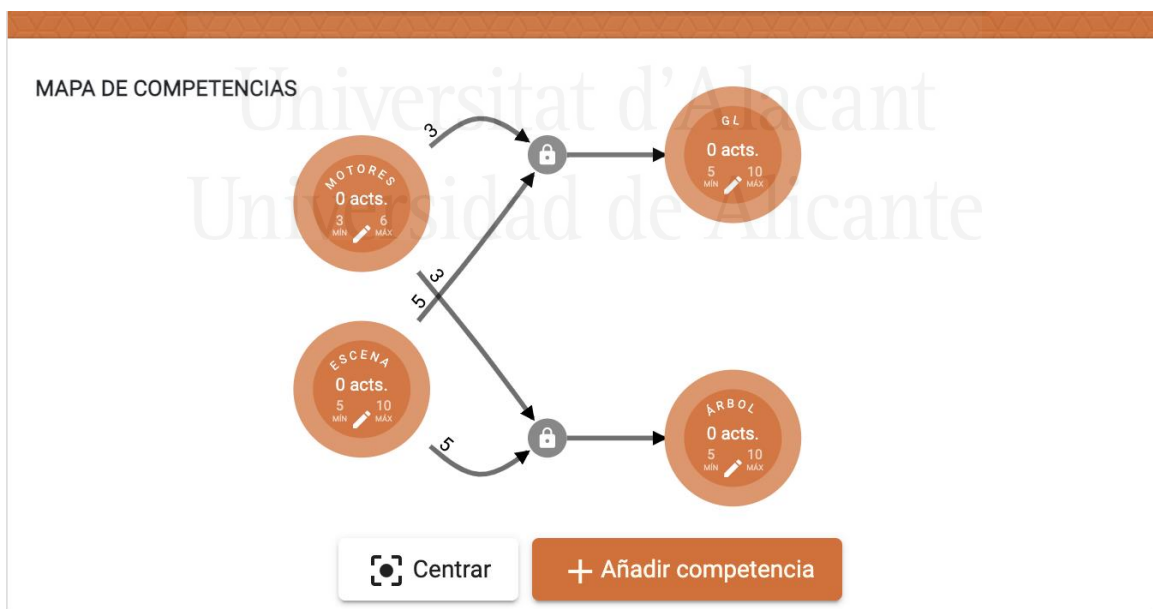


Figura 26. Sección del mapa con dos dependencias obligatorias, ambas partiendo de las dos primeras competencias ("Motores" y "Escena"), que serán las iniciales.

Ahora, para las competencias “GL” y “Árbol”, que no tienen sus umbrales cambiados, vamos a hacerlo al contrario que las anteriores, estableciéndolos antes de crear conexiones a otras competencias, dado que se podrá hacer cuando y como consideremos oportuno, pudiéndolos cambiar posteriormente si fuese necesario. Para ambas, en este caso, vamos a asignarles los mismos umbrales, 5 para el mínimo y 10 para el máximo.

Nos faltarían, de las competencias creadas en este ejemplo, dos de ellas por relacionar, “Entidades” y “Nodos”. Queremos que a ambas se acceda desde la competencia “Árbol”, por lo que creamos dos conexiones nuevas partiendo de esta. En ambos casos, vamos a establecer el umbral de conexión igual que en los casos anteriores, como el umbral mínimo de competencia, en este caso, 5.

En la Figura 27 podemos ver cómo queda el mapa de competencias hasta el momento, con las seis competencias que hemos estado mencionando. Vemos que las dos competencias que queríamos como iniciales están marcadas como tal y que, temporalmente, hay tres que el mapa interpreta como competencias finales, ya que por ahora son en las que terminan los posibles caminos que hemos creado.

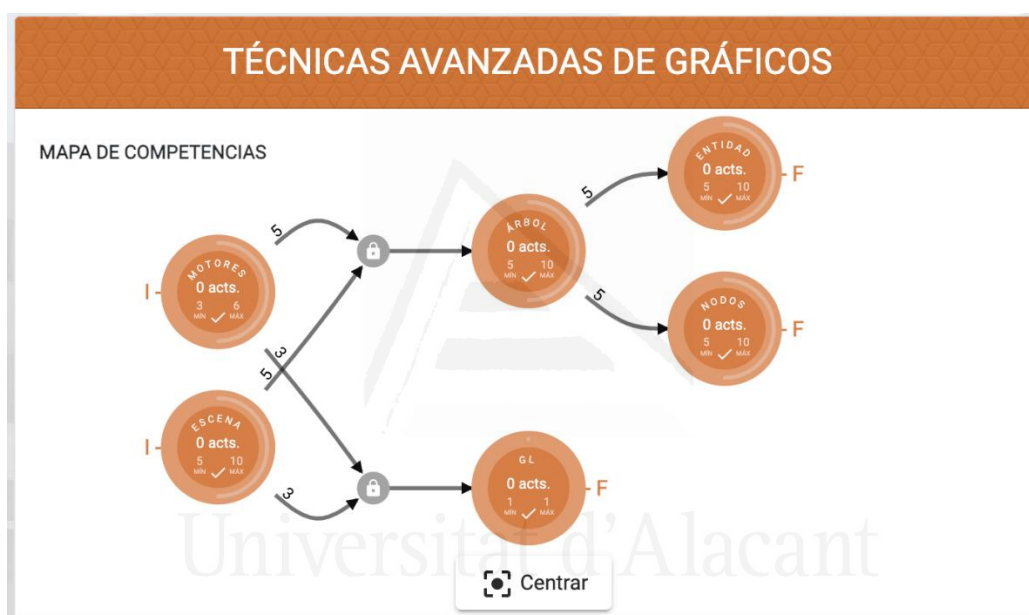


Figura 27. Mapa parcial del curso actual, con las seis competencias creadas hasta el momento y sus conexiones creadas.

De esta forma descrita, continuaríamos editando el curso, añadiendo más competencias, relacionándolas con las actuales, asignando los correspondientes umbrales... así hasta completar el mapa de competencias que consideremos apropiado para nuestro curso. En este caso, vamos a mostrar cómo quedaría el mapa tras haberlo completado, mostrado en la Figura 28 con un total de 30 competencias.

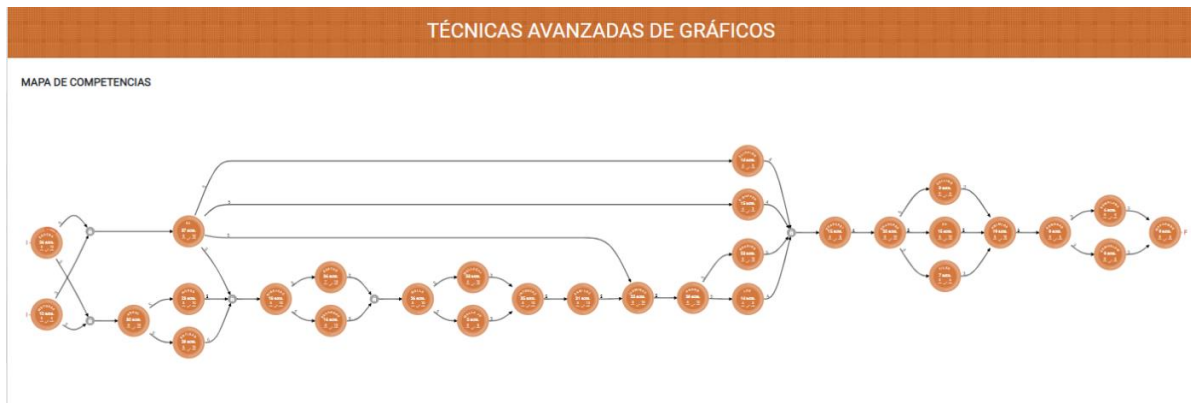


Figura 28. Mapa final de la asignatura creada, tras haber creado y relacionado todas las competencias.

Una vez diseñado el mapa, vamos a añadir actividades para asignar a las competencias. En este punto, podríamos añadir a nuestro curso actividades que ya hayamos creado en otros cursos, o también actividades que hayan creado otros docentes y que compartan con nosotros. Con esta opción, como hemos comentado en varias ocasiones en esta investigación, principalmente en el capítulo 3, favorecemos el tener una mayor variedad y cantidad de actividades disponible para nuestro curso, además de las que creemos nuevas nosotros mismos. En este caso, vamos a crear algunas actividades nuevas para continuar con ejemplo de creación de un curso.

Vamos a hacerlas pensando en una de las competencias iniciales, concretamente en “Escena”, para mostrar el ejemplo atendiendo a una sola competencia, aunque como hemos descrito, una actividad puede desarrollar más de una competencia. Queremos una primera actividad sencilla, que consista en un vídeo explicativo, con una pregunta y una serie de respuestas, entre las que podrá elegir sólo una. El vídeo consiste en una presentación propia grabada con audio explicando los conceptos base de esta competencia, y a partir del cual queremos hacer una pregunta.

Usando la plataforma, para la creación de actividades nos lleva a una herramienta diferente, que está enfocada específicamente para la creación y gestión de actividades, lo cual nos proporciona una mayor comodidad a la hora de manejar un buen número de actividades, agruparlas o importarlas, pero sincronizado con la plataforma principal donde gestionamos el curso creado.

Para hacerlo, seleccionamos la opción de crear una nueva actividad, lo que nos llevará automáticamente a dicha herramienta. Aquí, podemos añadir un enunciado de la actividad, al que se le puede añadir un vídeo, ya sea un archivo o desde un enlace, que será lo que queremos en nuestro curso, porque se trata de un vídeo subido a YouTube. A continuación, escribimos la pregunta que queremos hacer, seleccionando de tipo respuesta única, y vamos añadiendo tantas respuestas como queramos, que en nuestro caso serán tres, seleccionando cuál es la correcta. También nos da la opción de añadir más preguntas, lo que nos permitiría hacer que una actividad tuviera varias preguntas, incluso de diferentes formatos. En este caso, será sólo una. Una vez todo completado, guardamos la actividad.

A continuación, en la Figura 29 podemos ver una vista previa de la actividad creada en la plataforma.

TAG La escena y los modelos

Ver más... Compartir

Escena

Ver en [YouTube](#) escenas

3

(1) La matriz de cámara (camera matrix) se utiliza para:

- Posicionar y orientar los modelos, las luces y las cámaras en la escena
- Posicionar y orientar las cámaras en la escena, es decir, desde donde se toma la imagen de la escena
- Indicar hacia donde mira una cámara virtual que está en el origen de coordenadas

Figura 29. Actividad creada con un vídeo explicativo y una pregunta de respuesta única.

Ahora, vamos a crear otra actividad, antes de asignarla a la competencia que queremos. En este caso, será una actividad que contenga el mismo vídeo, ya que en nuestro caso nos interesa que tengan siempre disponible el vídeo explicativo sobre la competencia. Esta vez será una actividad con un enunciado que tendrán que seleccionar si es verdadero o falso. Para ello, añadimos, como en la anterior, el enunciado con un vídeo mediante un enlace, y añadimos una pregunta de tipo verdadero/falso, con la respuesta que queremos y en la que tendrán que elegir una opción. Nosotros, como docentes, seleccionamos cuál de las dos es la correcta. Así, esta actividad quedaría, de forma similar a la anterior, como se muestra en la Figura 30.

Ver en **escenas** 3

(1) Preguntas V/F

Verdadero Al multiplicar el origen del sistema de coordenadas de una cámara de la escena por su matriz de cámara correspondiente, la posición y orientación de la cámara se transforma al sistema de coordenadas del mundo.

Figura 30. Actividad creada con vídeo explicativo y respuesta de verdadero o falso.

Ahora, vamos a asignar estas dos actividades a la competencia que pretendemos. Nos vamos a la competencia que queremos y, desde su vista de edición, seleccionamos la opción de añadir las actividades que hemos creado, buscándolas por el enunciado o en la lista por defecto que aparece. Una vez añadidas, podemos en cualquier momento posterior activarlas o desactivarlas para esa competencia, ya que es posible que, aunque estén añadidas, queramos que no pueda ser seleccionada, o activarla más adelante.

Editar competencia de curso

La escena y los modelos

Identificador:
Escena

Umbral:
Puntuación máx: 10
Puntuación mín: 5

Actividades:

Activada	Dificultad	Título	
26/26	Total: 26		
<input checked="" type="checkbox"/>	1	(1) En un sistema en el que las matrices de transformación se pre-multiplican:	
<input checked="" type="checkbox"/>	1	(1) La matriz de cámara (camera matrix) se utiliza para:	
<input checked="" type="checkbox"/>	1	(1) La matriz de cámara se calcula mediante la composición de:	

Figura 31. Captura de la vista de edición de una competencia, donde se puede cambiar su título, sus umbrales y las actividades que contiene, pudiéndolas activar o desactivar y previsualizarlas.

De esta forma, podemos seguir creando actividades de diferentes tipos, en este caso hemos creado estas dos actividades para que sirvan de ejemplo del flujo de creación de un curso. Las asignaremos a la competencia o competencias que consideremos, así hasta tener un conjunto importante, aunque se podrán ir añadiendo actividades nuevas en cualquier momento del curso.

En este punto, con todas las competencias creadas, dispuestas en el mapa de competencias, y con sus actividades creadas, ya tenemos todo el conjunto de aprendizaje preparado para comenzar el curso.

A continuación, veremos cómo vamos a poder gestionar el curso, haciendo seguimiento de los aprendices que lo están realizando, viendo su estado y progreso en todo momento.

6.2. Seguimiento de los aprendices

Como hemos comentado en el capítulo 3, cuando comienza el curso, a todos los aprendices que lo cursen se les asignará una instancia propia del mapa de competencias, que tendrá todas las competencias desbloqueadas, salvo las iniciales (en este caso, “Motores” y “Escena”), que será con lo que interactúen durante el curso; así como una instancia propia de la bolsa de actividades, que guardará el sistema internamente, que mantendrá las actividades cuyas competencias están desbloqueadas, y las que ha realizado el aprendiz, por lo que al inicio contendrá las actividades que contengan únicamente las competencias “Escena” y “Motores”. A continuación mostramos un ejemplo de instancia de mapa de competencias de un aprendiz al iniciar el curso, haciendo zoom en el principio del mapa (Figura 32).

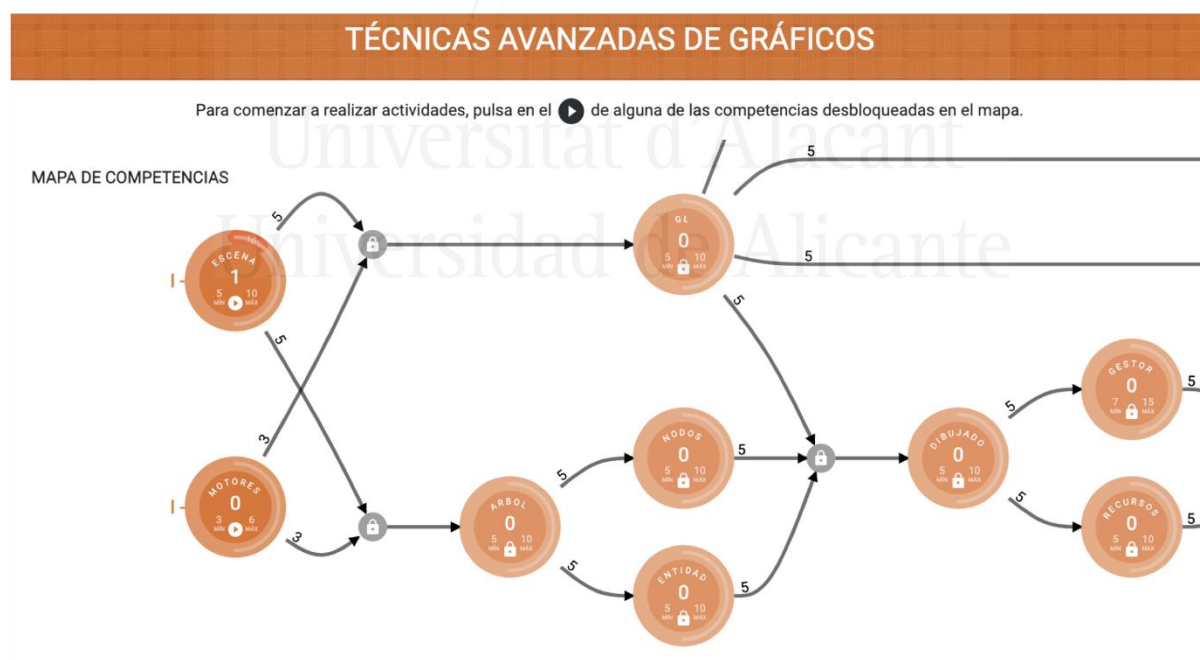


Figura 32. Instancia del mapa de competencias creado, para un aprendiz al inicio del curso.

ID	Competencia	Tiempo empleado	Actividades realizadas	Puntos intentados	Punt. mín-máx	Punt. de Aina	Porcentaje progreso
Escena	La escena y los modelos	36:40	13	13	5-10	10	100%
Motores	Introducción a los motores gráficos	10:11	6	6	3-6	6	100%
Arbol	Arbol de la escena	24:02	11	11	5-10	10	100%
GL	Introducción a GL	35:35	15	15	5-10	10	100%
Nodos	Nodos	30:00	13	13	5-10	10	100%
Entidad	Entidades	8:03	13	13	5-10	10	100%

Figura 35. Vista del estado de un aprendiz desglosado por competencias, tiempo total empleado en la misma, las actividades realizadas o el progreso de completación.

Esta opción puede resultar útil al docente para tener una idea del progreso global del curso, consultando y comparando con cada aprendiz, o viendo el detalle para uno en concreto.

En resumen, desde el panel docente tendremos varias opciones para consultar el progreso de cada aprendiz de nuestro curso, haciéndonos una idea del estado global del curso, lo cual nos ayuda a saber cómo están funcionando a nivel general; o bien entrando al detalle del estado de cada aprendiz, lo que nos será muy útil para saber su caso individual o para detectar, por ejemplo, qué competencias tiene mejor desarrolladas y cuáles le resulta más complicadas.

6.3. Reflexiones y respuestas

A través de la realización y explicación del caso de uso llevado a cabo en este capítulo, destacamos cómo CALM ayuda al docente a estructurar y reflexionar sobre el curso, dado que necesita analizar cómo dividirlo en competencias, cómo relacionarlas entre ellas y cómo configurar los umbrales necesarios. Esto permite tener una visión más profunda del contenido del curso. A su vez, ofrece mucha información del estudiante, desgranándola hasta donde el docente desee (a nivel global, individual, de competencia, ...) sobre su estado y progreso en todo momento. Este aspecto supone un gran apoyo y resulta de vital importancia para el docente para conocer con detalle el progreso de su curso en general y de cada estudiante en particular.

Además, este capítulo nos ayuda a reforzar las dos últimas preguntas de investigación. Por un lado, sobre el papel docente, concretamente el de supervisor del aprendizaje. El docente utiliza la plataforma para tener un seguimiento pormenorizado de los estudiantes, que puede ser a nivel global, individual, incluso a nivel de competencias y actividades para un estudiante concreto. Por otro lado, con esto también reforzamos la pregunta sobre las características del modelo de aprendizaje, y es que es importante que el modelo ofrezca diferentes niveles de abstracción, tanto a nivel de los cursos (actividad, competencias, curso, titulación) como de los estudiantes (individual, grupo, titulación).

7 Valoración del modelo propuesto

Con el fin de comprobar si las características del modelo propuesto se cumplen, hemos planteado usar el prototipo que hemos descrito en el capítulo anterior para dos cursos reales, y posteriormente realizar encuestas y entrevistas para conocer las opiniones de aprendices y docentes.

7.1. Diseño del experimento

Primero, vamos a enumerar las características principales a cumplir, que parten de los objetivos del modelo planteados en el capítulo 3:

1. El modelo comprende características basadas en aspectos que se utilizan para el diseño de experiencias gamificadas de aprendizaje, tales como interacción, recompensa, progresión y, obviamente, motivación (Compañ Rosique et al., 2016; Gallego-Durán et al., 2019).
2. El estado del proceso de aprendizaje será calculado en tiempo real, de modo que tanto aprendiz como docente sabrán en todo momento los resultados y el estado de sus procesos de aprendizaje, algo que fomenta la motivación de los aprendices (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020).
3. El ciclo de aprendizaje será continuo, lo que quiere decir que no habrá un aprendizaje estático para un concepto concreto, sino que se tratará de un ciclo de aprendizaje y re-aprendizaje, reforzando y refrescando los conceptos que se vayan adquiriendo.
4. El aprendiz dispondrá de autonomía en su propio proceso de aprendizaje, otro factor influyente en su motivación (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020), marcando su propio ritmo de aprendizaje y eligiendo entre diferentes caminos de aprendizaje.

5. Servirá tanto de elemento de aprendizaje para los aprendices como de herramienta docente, ya que serán los profesores los que gestionen y diseñen el entorno de aprendizaje.

De todas estas características, para las cuatro primeras, que son las directamente relacionadas con los aprendices, hemos preparado una serie de preguntas para ellos. Algunas son de respuesta abierta, pero la mayoría están planteadas mediante la escala Likert, que consiste en hacer un cuestionario basado en afirmaciones que serán evaluadas por un número impar de respuestas predefinidas. En general, para este segundo tipo de preguntas, se emplean respuestas que miden el nivel de acuerdo o desacuerdo con la afirmación, como es nuestro caso, siendo un total de cinco posibles: muy en desacuerdo, en desacuerdo, ni de acuerdo ni en desacuerdo, de acuerdo, muy de acuerdo. Todas las preguntas, divididas por la característica o características a la que hacen referencia (algunas preguntas están relacionadas con más de una característica), se enumeran a continuación, numeradas por el orden de aparición en la encuesta:

- Característica 1 (interacción, motivación, recompensa y progresión):
 - 1) Me parece apropiado que el contenido se divida en competencias.
 - 2) El mapa de competencias me resulta intuitivo.
 - 3) Los conceptos del mapa de competencias, como son la fuerza de competencia y los umbrales de conexión, se comprenden fácilmente.
 - 4) Si el mapa y/o sus conceptos no te han resultado intuitivos, ¿qué es lo que te resulta menos comprensible? (Respuesta abierta)
 - 5) Me resulta útil y adecuado poder elegir mi propio camino de aprendizaje.
 - 7) Considero adecuado poder marcar mi propio ritmo de aprendizaje, sin tiempos establecidos y eligiendo cuándo avanzar.
- Característica 2 (resultados inmediatos):
 - 10) Me parece útil y apropiado conocer en todo momento cuál es mi estado en el proceso de aprendizaje, pudiendo ver qué he hecho, cómo lo he hecho y qué me falta por hacer.
- Característica 3 (reaprendizaje, refresco y refuerzo):
 - 9) Reforzar conceptos a través de diferentes actividades sobre contenidos similares me parece importante para el aprendizaje.
 - 11) Creo que sería apropiado que los errores en las actividades descontaran un cierto valor a la puntuación de una competencia.
- Característica 4 (autonomía del aprendiz):
 - 5) Me resulta útil y adecuado poder elegir mi propio camino de aprendizaje.
 - 6) Encuentro apropiado poder elegir a qué contenido acceder en cada momento.
 - 7) Considero adecuado poder marcar mi propio ritmo de aprendizaje, sin tiempos establecidos y eligiendo cuándo avanzar.

- 10) Me parece útil y apropiado conocer en todo momento cuál es mi estado en el proceso de aprendizaje, pudiendo ver qué he hecho, cómo lo he hecho y qué me falta por hacer.
- Global a todas las características anteriores:
 - Dejando a un lado la parte técnica de la plataforma, ¿consideras que el modelo de aprendizaje presenta alguna limitación? (Respuesta abierta)
 - ¿Cuál dirías que es su punto fuerte? (Respuesta abierta)

Después, hemos preparado una entrevista para los docentes de los cursos correspondientes, que son los que han usado la plataforma para impartirlos, y que se corresponde con la característica 5 (herramienta docente), aunque también abarcan algunas de las otras características, desde el punto de vista docente:

- ¿Qué curso/asignatura has impartido con la plataforma?
- ¿Crees que la plataforma es apropiada para tu curso/asignatura?
- Teniendo en cuenta tu experiencia usando esta plataforma, ¿crees que la estructura del contenido, dividido en competencias y actividades asociadas a ellas, es apropiado para enseñar?
- ¿Te ha parecido cómodo e intuitivo crear el curso siguiendo este modelo?
- ¿Consideras que el mapa de competencias es intuitivo para los aprendices?
- ¿Crees que este modelo de aprendizaje favorece la motivación de los aprendices? ¿Cómo?
- ¿Crees que con este sistema los aprendices son más autónomos? ¿Por qué?
- En tu opinión, ¿es apropiado para los aprendices conocer su propio estado de aprendizaje y su progreso en cualquier momento?
- ¿Consideras que las técnicas de refresco y refuerzo mejora el proceso de aprendizaje?
- ¿Cómo han reaccionado tus aprendices con este modelo de aprendizaje?
- ¿Han tenido problemas para entender la plataforma?
- ¿Te ha resultado útil la plataforma para entender su rendimiento?

7.2. Realización del experimento

Para llevar a cabo la validación propuesta se ha impartido, completamente a través de la plataforma, una asignatura de una carrera universitaria, realizando la encuesta anterior al alumnado y la entrevista al docente responsable de la misma. Los datos del experimento para esta asignatura son los siguientes:

- Asignatura: Técnicas Avanzadas de Gráficos – Último año de Grado en Ingeniería Multimedia.
- Competencias creadas para el curso: 30.

- Actividades creadas: 641.
- Población: 77 estudiantes (54 hombres, 23 mujeres).
- Muestra: 45 respuestas anónimas.
- Fechas del curso: de enero a mayo de 2021.
- Recopilación de datos: desde el 15 hasta el 26 de junio de 2021.

Por otro lado, también se ha usado la plataforma para impartir un curso de primeros auxilios de Cruz Roja Española, aunque en este caso únicamente se ha realizado la entrevista al profesor que lo impartió.

7.3. Resultados de las encuestas

7.3.1. Valoración de los estudiantes

En primer lugar, vamos a analizar los resultados de la encuesta a los estudiantes, agrupándolas por características a validar.

Para la primera característica (interacción, motivación, recompensa y progresión), veamos primero los resultados de las afirmaciones realizadas bajo la escala Likert, un total de cinco, que están reflejados en la Figura 36. Vemos cómo para todos los enunciados la mayoría de las respuestas están comprendidas entre de acuerdo y muy de acuerdo, de hecho, más del 80% en cuatro de ellas. Lo que nos dice que a los aprendices les resulta apropiado estructurar el contenido en competencias y encuentran el mapa de competencias intuitivo, así como sus conceptos de fuerza de competencia y umbrales. Esta característica tenía también una pregunta abierta acerca de los aspectos del mapa que no les resultaba intuitivos, pero, debido a la aceptación en los resultados anteriores, no hay apenas respuestas acerca de esta.

Además, fijándonos en la afirmación 5, la mayoría cree que poder elegir su propio camino de aprendizaje es útil y adecuado, pero existe un alrededor de un 10% que está en desacuerdo o muy en desacuerdo con esto. Aunque sea una minoría, este resultado nos dice que hay aprendices que no se sienten cómodos con la opción de elegir su propio camino de aprendizaje, lo que puede indicar que prefieren no tomar sus propias decisiones de aprendizaje o que valoran peor su propia autonomía. Sin embargo, con la afirmación 7 “Considero adecuado poder marcar mi propio ritmo de aprendizaje, sin tiempos establecidos y eligiendo cuándo avanzar”, vuelve a haber una amplia mayoría de acuerdo, con apenas un 2% en desacuerdo. Se trata de un aspecto más concreto de la autonomía, por lo que lo veremos al hablar de la característica 4.

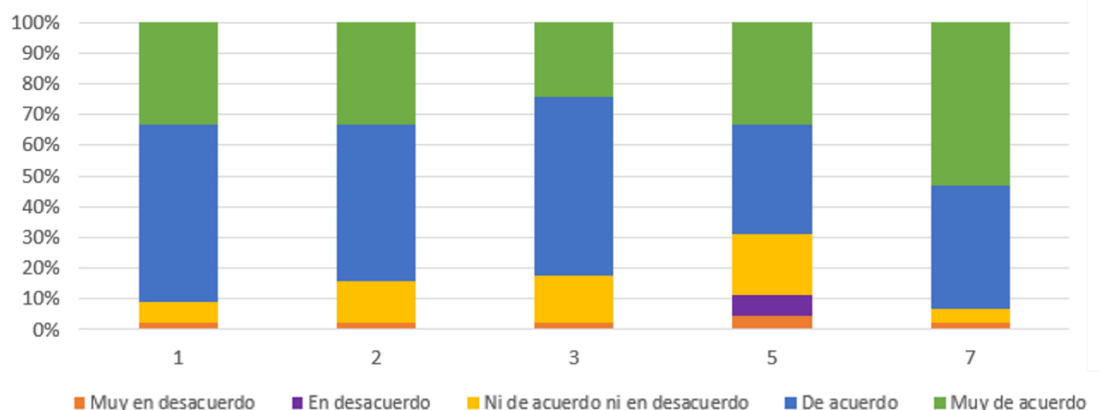


Figura 36. Resultados de respuestas correspondientes a la característica 1, con las preguntas 1, 2, 3, 5 y 7.

Veamos ahora el caso de la característica 2 (resultados inmediatos), que incluye un único enunciado, que afirmaba como útil y apropiado conocer en todo momento qué se ha hecho, cómo se ha hecho y qué falta por hacer. Como podemos ver en la Figura 37, casi todos los estudiantes están muy de acuerdo o de acuerdo, con menos del 5% de ellos (dos en total) que se han mantenido neutrales, sin ninguna respuesta en desacuerdo.



Figura 37. Respuestas a la pregunta 10, referente a la característica 2 del modelo.

En cuanto a la característica 3 (reaprendizaje, refresco y refuerzo), comprende dos enunciados: uno mencionando la importancia de realizar múltiples actividades sobre contenidos similares para reforzar conceptos, y otro proponiendo que los errores en las actividades deberían restar puntuación a la competencia o competencias afectadas (funcionalidad que no está implementada aún, pero queríamos proponer para el refresco y refuerzo de competencias). Si nos fijamos en la Figura 38, podemos observar que la pregunta 9 ha tenido una gran acogida, con más de un 80% de acuerdo o muy de acuerdo. Sin embargo, la mayoría no coinciden en restar puntuación a una competencia por fallar una actividad, con más del 60% muy en desacuerdo o en desacuerdo.

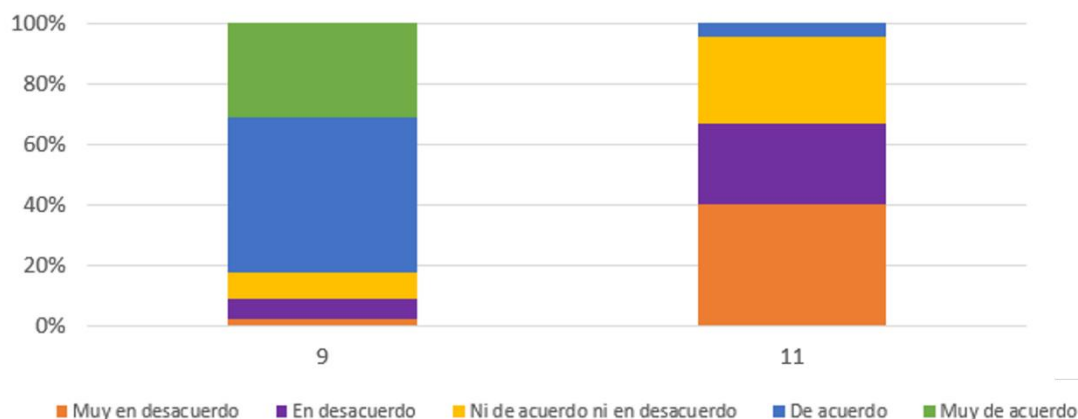


Figura 38. Respuestas para las preguntas 9 y 11, referentes a la característica 3.

Vamos a analizar ahora la característica 4 (autonomía del aprendizaje), con cuatro enunciados en total. Tres de ellos ya han sido analizados en características anteriores (que son el 5, 7 y 10), defendiendo, respectivamente, la utilidad de elegir su propio camino de aprendizaje, de marcar su propio ritmo y de conocer su estado en el proceso de aprendizaje. La otra pregunta que hace referencia a esta característica es la número 6, que considera como apropiado poder elegir a qué contenido acceder en cada momento. Observando la Figura 39, podemos ver que todas las respuestas están en su mayoría de acuerdo o muy de acuerdo con sus respectivos enunciados, con un 90% en todas ellas menos en la 5, con casi el 70%. Pero debemos tener presente lo que hemos mencionado anteriormente sobre la pregunta 5, en la que hay algunos aprendices que no se sienten cómodos con tener que elegir su propio camino de aprendizaje. La mayoría de aprendices consideran útil y apropiado ser autónomos en su aprendizaje, pero este dato nos indica que hay una minoría que, aunque valoran positivamente decisiones de qué contenido acceder en cada momento y marcar su propio ritmo, no valoran el tener que tomar la decisión, quizá más importante, de qué camino seguir.

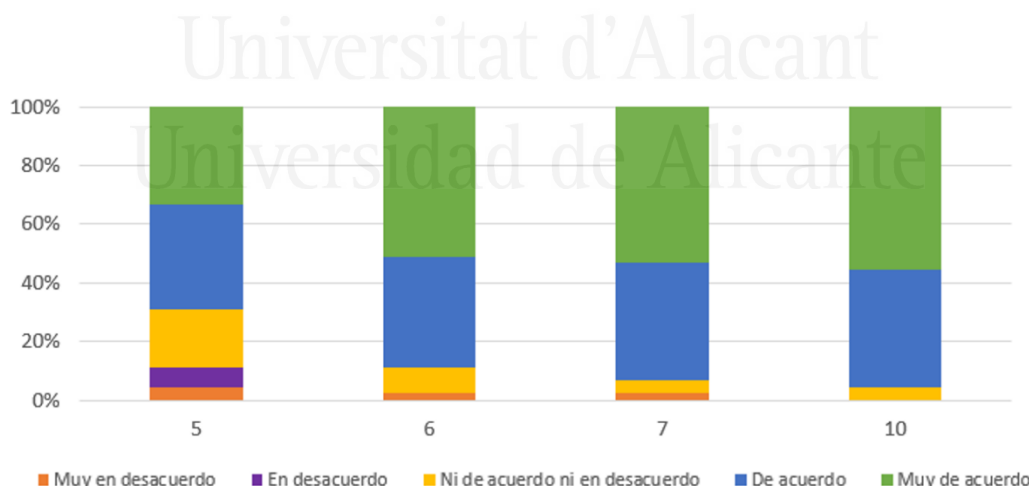


Figura 39. Respuestas correspondientes a la característica 4, que engloban las preguntas 5, 6, 7 y 10.

Para terminar con las características orientadas a los aprendices, vamos a analizar las preguntas con respuesta abierta, que están orientadas a la plataforma y al modelo en sí, por lo que hacen referencia a todas las características en general.

La primera, “Dejando a un lado la parte técnica de la plataforma, ¿consideras que el modelo de aprendizaje presenta alguna limitación?”, ha tenido una respuesta bastante positiva en general, a la que la mayoría de los estudiantes ha respondido que no encuentran ninguna limitación destacable en el modelo. Sin embargo, sí que mencionan algunos aspectos a mejorar, como la posibilidad de revisar una actividad una vez la han completado; la opción de acceder al contenido en documentos en lugar de únicamente en las actividades; poder interactuar con el resto de estudiantes; y poder preguntar directamente a los docentes dudas sobre un concepto concreto, lo cual tiene menos que ver con el modelo en sí, sino con el concepto de aprendizaje a distancia.

En cuanto a la segunda pregunta, sobre cuál consideran el punto fuerte de este modelo de aprendizaje, la mayoría de los estudiantes destacan dos. El primero es el hecho de elegir su propio ritmo y camino de aprendizaje, escogiendo cuándo parar y continuar, y por dónde hacerlo, lo que les otorga autonomía en su aprendizaje, un autoaprendizaje, como algunos lo denominan. El otro punto fuerte que destacan es la estructura en un mapa de competencias y la forma de interactuar, lo que consideran muy interactivo y que favorece mucho su motivación. También destacan la importancia de saber los resultados obtenidos en una actividad en tiempo real.

7.3.2. Valoración de los docentes

Finalmente, vamos a analizar las respuestas de las entrevistas a los dos docentes. A nivel general, el profesor de la asignatura universitaria, desde ahora docente 1, afirma que la plataforma se ha adaptado muy bien a las necesidades de su asignatura, mientras que el profesor del curso de primeros auxilios, desde ahora docente 2, piensa que sería más apropiado tener más interacción con los estudiantes, ya que su curso está más orientado a la práctica.

En cuanto a estructurar el contenido en un mapa de competencias y la realización de actividades, ambos coinciden en que es muy adecuado para enseñar y aprender, y muy intuitivo para los aprendices. Responden que esta estructura les ha sido de gran ayuda a la hora de crear y diseñar el curso, y para sus estudiantes a la hora de entender los conceptos y avanzar por los contenidos del curso.

Sobre la autonomía y motivación de los aprendices, el docente 1 considera que este modelo favorece ambos aspectos, ya que lo perciben como un sistema gamificado, en el que van consiguiendo competencias y desbloqueando otras, eligiendo su propio camino, marcando su propio ritmo sin tiempo predeterminados; lo que confirma las respuestas de los estudiantes que hemos analizado. El docente 2, sin embargo, dado el enfoque de su curso, no tiene una respuesta clara sobre estos aspectos.

Sobre la pregunta de si consideran apropiado que los aprendices conozcan su propio estado de aprendizaje y su progreso en cualquier momento, ambos coinciden en que sí, que es un punto muy a favor para ellos saber hasta dónde han llegado y lo que les queda por recorrer, suponiendo una motivación extra. También están de acuerdo en la importancia del refresco y refuerzo de conceptos, destacándolos como fundamentales para mejorar el proceso de aprendizaje.

En general, ambos docentes han observado que sus estudiantes han reaccionado muy bien a la plataforma, entendiendo rápido su funcionamiento e interactuando sin ningún problema. Desde el punto de vista docente, los dos piensan que la plataforma ha sido de gran ayuda para, además de diseñar el curso, entender el comportamiento y rendimiento de los aprendices, ya que les permite conocer y revisar el estado y progreso de todos en cualquier momento.

7.4. Reflexiones y respuestas

La implementación de la plataforma y su uso en cursos reales nos ha permitido poner en práctica las bases y la estructura de nuestro sistema propuesto, para analizar si sus fundamentos teóricos van por el buen camino. De acuerdo con las respuestas tanto de estudiantes como de profesores, parece que así es. Vemos que disponer el contenido en un mapa de competencias, y toda la lógica correspondiente, resulta muy apropiado para el proceso de aprendizaje. A los aprendices les ha parecido muy útil e intuitivo para entender los contenidos, aprenderlos y reforzarlos, además de mantenerles motivados, lo cual es un aspecto clave, como ya hemos destacado. Y para los docentes, además de confirmar estos aspectos, les ha resultado de gran ayuda para crear y estructurar los contenidos del curso, además de analizar el rendimiento y comportamiento de sus estudiantes durante el proceso.

Sin embargo, queremos realizar más validaciones y pruebas en otros cursos o asignaturas porque, por ejemplo, en el caso de la asignatura universitaria en la que se ha implantado, es el último año de una ingeniería, por lo que los estudiantes podrían estar más preparados para asumir autonomía en su propio aprendizaje y asimilar mejor este cambio de modelo. Es por ello por lo que, para confirmar que las características mencionadas realmente se cumplen, nos gustaría repetir el experimento en un primer año de carrera. Además, el otro curso con el que realizamos el experimento pertenece a un ámbito totalmente diferente, como mencionaba el docente que lo impartía, ha habido diferencias en la comprensión y recepción de la plataforma con los estudiantes de este curso respecto al otro. Nos gustaría, por tanto, realizar experiencias en otros tipos de cursos o asignaturas, para poder comprobar si la aceptación de la plataforma realmente depende del tipo de curso o asignatura en la que se aplique, y en qué medida.

Pero dejando estas comprobaciones añadidas a un lado, y según los datos recogidos que hemos descrito, creemos que sí, que nuestra propuesta de sistema va por el buen camino. Y con esto podemos reforzar varias de las respuestas que hemos ido dando a las preguntas de investigación, ya que nos ayuda a corroborarlas, así como la posible demostración de la hipótesis.

Por un lado, tenemos la segunda pregunta: ¿cómo es posible cubrir esas necesidades, apoyándonos en las propias TI? Las valoraciones de este capítulo nos refuerzan que la personalización de la experiencia de aprendizaje de forma individual tiene una gran acogida tanto por los aprendices como por los docentes.

También reforzamos las respuestas a la quinta pregunta de investigación: ¿qué papel debe desempeñar el docente en un sistema de aprendizaje basado en TI? Hemos destacado la importancia, con la aprobación de los propios docentes, de dos de los papeles que desempeña un docente en CALM: diseñador de contenido, creando las competencias, el mapa y las actividades, y el de supervisor, accediendo y comprobando el estado y progreso tanto individual como global de los aprendices.

Finalmente, con este capítulo hemos validado algunas de las características de CALM, expuestas en el capítulo 3, reforzando la respuesta a la pregunta: ¿qué características debe tener un sistema de aprendizaje para cumplir ese propósito? Una de las bases es la motivación del aprendiz, algo que hemos conseguido incentivar, como los propios aprendices nos han confirmado, así como otros elementos como la interacción, la recompensa, y la progresión. También que proporcione los resultados obtenidos a tiempo real y que otorgue al aprendiz autonomía en su propio proceso de aprendizaje, dos conceptos que se han conseguido y que han sido recibidos muy positivamente por parte de los aprendices, añadido al concepto de un ciclo de aprendizaje continuo. Y, por último, que sirva de herramienta docente completa, algo que los docentes han valorado muy positivamente, considerando muy útil y apropiado la forma de crear y estructurar el contenido de aprendizaje, así como las diferentes opciones para ver y supervisar el estado de aprendizaje de cada aprendiz.

De esta forma, pretendemos continuar con el desarrollo de la plataforma para, además de aplicar las mejoras pertinentes tras estas validaciones, poder añadir la lógica de inteligencia artificial y así implementar realmente el sistema de aprendizaje inteligente que pretendemos.



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

8 Discusión

En esta tesis hemos propuesto un modelo de aprendizaje para alcanzar el objetivo principal de, basándonos en él, construir un sistema inteligente que permita cubrir las necesidades de aprendizaje que nos encontramos en nuestra actual sociedad digital, logrando un aprendizaje adaptado y personalizado para cada aprendiz, teniendo presentes los objetivos docentes. Queremos, de esta forma, mostrar el camino a esa transformación digital en el entorno educativo que está costando hacerse realidad, hablando de una transformación completa, no de un mero uso de herramientas tecnológicas.

Tras toda la información aportada y validaciones realizadas, creemos que es posible lograrlo, que se puede crear un sistema de aprendizaje, basado en el modelo que proponemos, que pueda cumplir estas expectativas. Pero, antes de discutir si es así, si se ha demostrado o no la hipótesis planteada, vamos a tratar algunos aspectos importantes a tener en cuenta sobre la propuesta descrita y su implementación.

8.1. Hipótesis y preguntas de investigación

Para ver si hemos podido demostrar la hipótesis planteada, vamos a comentar primero las preguntas de investigación que nos hemos hecho y que hemos ido respondiendo.

¿Cuáles son las necesidades de la educación surgidas por la creciente evolución de las TI y su incorporación a todos los ámbitos de la sociedad?

Debido a la amplia implantación de las TI en la sociedad, han surgido unos cambios en el proceso de aprendizaje, que pasa a ser un ciclo continuo, a lo largo de la vida, dado que la información se renueva constantemente; y en un entorno educativo deslocalizado. Provocando todo esto la necesidad de un cambio en la educación, una transformación digital que deber ser completa, abarcando el proceso de aprendizaje y de enseñanza, que debe tener en cuenta también la diversidad de características de los aprendices. Además, existe otra necesidad, y es que se podría emplear el actual potencial de las TI para lograr dicha transformación, pero lo cierto es que las expectativas de su uso en el ámbito académico, para contribuir a una mejora potencial en el proceso de aprendizaje, están lejos de haberse cumplido.

¿Cómo es posible cubrir esas necesidades, apoyándonos en las propias TI?

Creemos que sí, y que la solución pasa por crear un sistema de aprendizaje inteligente, es decir, de aprendizaje basado en tecnología, que detecte y analice las características individuales de cada aprendiz, adaptando y personalizando la experiencia de aprendizaje a sus necesidades en cada momento, todo ello bajo la tutela del docente. Además, la ampliación de los conceptos de aprendizaje adaptativo y personalizado nos aporta la base teórica sobre la que se sustentaría este sistema de aprendizaje inteligente.

¿En qué medida se han encaminado la aplicación y el uso de las TI en el ámbito educativo hacia ese objetivo?

Hemos descrito varias plataformas y herramientas de aprendizaje que han surgido de un tiempo a esta parte, con diferentes características, especializaciones y expectativas. En este proceso observamos una clara tendencia hacia el aprendizaje adaptativo, con Duolingo como uno de sus primeros exponentes, adaptando y personalizando el contenido de acuerdo a las habilidades de cada usuario. Una tendencia que surge en contraposición a los universalmente conocidos MOOC que, a pesar de experimentar cambios en cuanto a formato y seguir siendo ampliamente utilizados, siguen careciendo de esa personalización y adaptación individual que consideramos necesarias hoy en día. Y lo que es más, esta tendencia ha ido evolucionando desde un uso específico (idiomas con Duolingo y 8Belts, o matemáticas con Mindojó), hacia un uso más generalizado, de forma que se pueda aplicar a diferentes ámbitos educativos. Y es aquí hacia donde creemos que debe apuntar la solución que planteamos en la respuesta a la sexta pregunta de investigación, un sistema de aprendizaje inteligente que, además de lo descrito, se pueda aplicar a cualquier campo, curso o asignatura, para poder suponer una verdadera transformación digital en educación.

¿Cómo podemos detectar a través de las TI las necesidades individuales de los aprendices?

Las descripciones sobre el concepto de aprendiz y de actividad en un sistema de *smart learning* nos muestran el camino a la respuesta: identificar de forma individual a los aprendices y a las actividades, analizando sus características en cada momento para poder adaptar el aprendizaje acorde a ellas.

De esta forma, el sistema se basará en la caracterización de un aprendiz, que irá variando a lo largo del proceso de aprendizaje, para proporcionarle la actividad más apropiada en cada momento, que tendrá también su propia caracterización. Hemos definido cómo se va a almacenar, actualizar y analizar en todo momento dicha información, para así poder adaptarse de forma dinámica a cada uno de ellos, y planteando, además, la implementación de dicha solución.

¿Qué papel debe desempeñar el docente en un sistema de aprendizaje basado en TI?

Como planteamos con CALM, uno de los papeles del docente debe ser el de diseñador de experiencias de aprendizaje. Será la persona encargada de estructurar un curso o asignatura en competencias, elaborar el mapa de competencias y todas las configuraciones pertinentes, así como crear y caracterizar las actividades. Una labor fundamental de nuestra propuesta.

También tendría el papel de supervisor porque, como hemos mencionado, podrá ver en todo momento el estado y progreso de cada aprendiz, para poder detectar posibles necesidades y monitorizar todo el proceso de aprendizaje.

Además, será el encargado de gestionar el proceso de aprendizaje, pudiendo establecer diferentes estrategias que le permitirán adaptarlo como y cuando considere apropiado, para cubrir ciertas necesidades que pueda detectar o aspectos que quiera modificar.

¿Qué características debe tener un modelo de aprendizaje para cumplir ese propósito?

Se trata de un sistema que tenga como base la motivación del aprendiz, además de conceptos de interacción, recompensa, y progresión; que proporcione los resultados obtenidos en tiempo real; que presente un ciclo de aprendizaje continuo; que otorgue al aprendiz autonomía en su propio proceso de aprendizaje; que presente una amplia gama de actividades, tanto en cantidad como en variedad; y que sirva de herramienta docente completa, ofreciendo diferentes posibilidades y opciones para ver y gestionar el estado de aprendizaje de cada aprendiz.

La información sobre la caracterización de aprendices y actividades dada en el capítulo 4 y sobre las estrategias instruccionales en el capítulo 5 amplían esta respuesta. El primero nos da la clave sobre cómo identificar las actividades y los aprendices, para poder saber qué actividad es la más adecuada para un aprendiz en un momento dado del proceso de aprendizaje, y poder tener la información actualizada sobre el mismo. El segundo amplía las posibilidades proporcionadas al docente para gestionar el proceso de aprendizaje, y poder guiar al sistema hacia una estrategia u otra.

Con todo esto, recordemos la hipótesis que queríamos demostrar:

Es posible apoyarnos en las tecnologías de la información, a través de un sistema inteligente supervisado por un docente, para conseguir un aprendizaje personalizado y adaptativo para cada aprendiz, logrando así una transformación digital de la educación.

Tras haber encontrado respuestas sólidas a todas las preguntas planteadas, y con un balance bastante positivo, tenemos indicios para considerar que la hipótesis se cumple. La valoración por parte de los usuarios finales realizada en el capítulo 7 corrobora una gran aceptación del modelo de aprendizaje propuesto, en cuanto a estructura y planteamiento de una nueva forma de concebir el aprendizaje, lo que nos lleva a pensar que vamos por el buen camino. Con esto, sumado a la buena acogida por las publicaciones realizadas y el proyecto que surge de esta tesis, ambos aspectos que mencionamos en el siguiente capítulo, creemos que puede lograrse el objetivo de esta investigación. Es un largo camino que vamos a recorrer, sustentado por un importante proyecto a nivel nacional con el que esperamos hacerlo realidad.

8.2. Estrategias instruccionales

Uno de los primeros aspectos que se cuestionan a la hora de usar un sistema de inteligencia artificial, en este caso para un sistema de aprendizaje, es acerca de su autonomía a la hora de tomar decisiones sobre los aprendices. Se suele cuestionar el hecho de que un sistema automático, no supervisado, sea el que dirija el proceso de aprendizaje, en lugar de una persona experta.

Por esta razón, en CALM otorgamos un papel principal a los docentes. A pesar de que el motor de selección funcione de forma autónoma para elegir la actividad más apropiada para cada aprendiz en cada momento, estará siempre gestionado por el docente. A la hora de la decisión final, se tendrá en consideración su criterio, y esto lo conseguimos a través de las mencionadas estrategias instruccionales. De esta forma, el motor de selección analizará el estado del aprendiz en cuestión, su vector de características, los vectores de las actividades disponibles y, atendiendo a la estrategia seleccionada, escogerá cuál de esas actividades es la más apropiada.

De esta forma, la decisión estaría tomada entre el motor de selección, que es el que tiene toda la información actualizada del aprendiz en todo momento, y el docente, que también puede acceder a esa información, es la persona experta en educación y conoce personalmente a cada aprendiz. Observando el estado y progreso del curso en general y de cada aprendiz en particular, el docente podrá cambiar de una estrategia a otra cuando lo considere oportuno, tanto una global para todos o una concreta para un aprendiz.

Sin embargo, aunque consideramos necesaria esta intervención docente, existe un aspecto a tener en cuenta, y es el sesgo que se introduce voluntariamente. Es decir, cuando se elija una estrategia u otra, se estará sesgando a los aprendices, llevándolos por un aprendizaje concreto que el docente considere. Esto, aunque sea una decisión pensada por el docente para optimizar el proceso de aprendizaje, puede que no siempre sea lo mejor. Puede que haya casos concretos en los que, para un aprendiz, sea mejor proporcionarle actividades diferentes a las que se elegirían según el criterio docente, bien sea por el estado concreto en el que se encuentra o por aspectos puntuales, puede que necesiten ser reconducidos de otra forma. Y es posible que, en ciertos momentos, esta información la conozca mejor el sistema que el docente, ya que procesa mucha información que puede que se le esté pasando por alto al docente, y que pueda saber que una estrategia puede funcionar mejor que la actual.

Por esta razón resulta crucial saber combinar bien este aspecto, coordinar bien la selección del motor con el criterio de la estrategia docente. Está claro que es crucial su intervención, tanto por la importancia del factor social como por su criterio como experto, pero no debemos olvidar estos posibles casos puntuales que hemos definido.

Una posible forma de implementar esa toma de decisiones podría ser por pesos. Es decir, tendríamos la comparación del vector de características del aprendiz con el de cada actividad, que se podría calcular con una función de distancia, con peso asignado, y la estrategia instruccional con otro. Según se ponderen estos valores, podría darse el caso en el que la distancia entre los vectores aporte más que la estrategia, teniendo así más en cuenta las necesidades puntuales que la estrategia en sí. Pero aquí habría que analizar, de nuevo, cómo de acertado sería.

Por otro lado, a la hora de gestionar las estrategias por parte del docente, se podría hacer considerando dos dimensiones: tiempo y espacio. En cuanto a la primera, podría tratarse de algo puntual y que, en un momento dado, pasado cierto tiempo, el docente quiera activar una estrategia u otra. Por ejemplo, que pasadas seis semanas desde el comienzo del curso quiera reforzar conceptos previos, que pasados dos meses quiera que los aprendices que estén más avanzados frenen un poco su progreso, que al cabo de otro mes todos piensen fuera de la caja, asignándoles las actividades que menos hayan realizado, y un largo etcétera. Teniendo en cuenta el espacio, podría establecer ciertas estrategias según hayan avanzado en el mapa de competencias, lo que podríamos describir como puntos de control. Serían puntos del mapa que, cuando un aprendiz concreto los alcance, activarían una estrategia diferente de forma individual. O también podrían combinarse los dos criterios, es decir, que un punto de control se active sólo si ha pasado un tiempo establecido, o que una estrategia asociada a un tiempo transcurrido se active únicamente si el aprendiz ha llegado hasta cierto punto en el mapa.

A raíz de esta idea surge otra que podría ser de interés para algunos docentes, y es el poder establecer unas restricciones temporales a las competencias. Es decir, hacer que ciertas competencias no estén disponibles hasta cierta fecha, de modo que se establecerían unos puntos de sincronía para que todos los aprendices tuvieran disponibles determinadas competencias al mismo tiempo. Aunque la idea principal de nuestro sistema es que el aprendiz sea autónomo en el aprendizaje y marque sus propios ritmos, puede haber casos en los que los docentes necesiten de estos puntos de sincronía porque, por ejemplo, quieran esperar a que todos sus aprendices hayan llegado a cierto punto en el proceso para poder dar nuevos conceptos, diseñar actividades sincrónicas de interacción entre los aprendices o que algunos no se adelanten demasiado a ciertos conocimientos que se estén impartiendo.

8.3. Actualización del vector de actividad

En el capítulo 4 mencionamos que, para que el sistema identifique correctamente a los aprendices y las actividades, usamos los llamados vectores de características. Estos contendrán una serie de variables que definirán individualmente a cada aprendiz y cada actividad, con el fin de poder seleccionar, en cada momento, la actividad más adecuada para el aprendiz correspondiente.

Y, concretamente en el apartado 4.1.2, definimos el ciclo de actualización del vector de aprendiz, que se hará cada vez que este realice una actividad. Pero también mencionamos que CALM tendrá presente el proceso inverso, en el que se actualizará, si se detecta como necesario, el vector de actividad a partir de los vectores de aprendiz.

Cada actividad viene caracterizada por su creador, es decir, es el creador de la actividad, generalmente un profesor, el que da valores a las variables del vector de características de la actividad. El sistema asume que ese vector es válido y por ello lo llamamos vector canónico de características de la actividad. Sin embargo, puede ocurrir que esa caracterización no sea tan buena como estamos asumiendo, y podríamos utilizar la propia dinámica del sistema para reconsiderar esa caracterización y actualizarla cuando se detecten errores. Supongamos un aprendiz cuyo vector de características nos indica que es muy bueno resolviendo un determinado tipo de actividades pero que, cuando le presentamos una actividad concreta de ese tipo, se desenvuelve muy mal realizándola. Normalmente asumimos que es el aprendiz el que no es tan bueno y actualizamos su vector de características conforme al resultado que ha obtenido. Pero, ¿y si es la característica la que está mal caracterizada? En ese caso podríamos actualizar el vector de características de la actividad en lugar del vector del aprendiz, pero no podemos hacerlo a la ligera, puesto que asumimos que es el profesor el experto en caracterización de actividades.

Con esto, una opción sería establecer un umbral de distancia, entre la caracterización canónica y la caracterización del aprendiz. Mediante este dato, podemos establecer una serie de condiciones que, si se cumplen, el sistema procedería a actualizar el vector de características de la actividad en cuestión. Una condición puede ser que un número determinado de aprendices ha superado dicho umbral para una actividad. O también que la medida obtenida sea la misma en muchos casos, lo que podría llevarnos a pensar que algo no es del todo correcto y necesitemos actualizar el vector de actividad.

También se puede implementar una ponderación del aprendiz, de modo que influya en mayor o menor medida en la actualización de una actividad, realizando una medición de la calidad. Se trataría de evaluar la calidad de la caracterización de un aprendiz, de modo que los que mayor calidad tengan sean los que más puedan influir. Aquí cabría analizar cómo evaluar dicha calidad, a través de diferentes métricas de calidad de clasificaciones, y posteriormente ver qué condiciones establecer para proceder a la actualización de la actividad, si de forma individual con un aprendiz con una alta ponderación, o si acumular un número de aprendices con un cierto peso.

Este último aspecto, el mantener una evaluación de la calidad de las caracterizaciones de los aprendices, nos llevaría también a evaluar en cierto modo al motor de selección, pudiendo analizar cómo de apropiada está siendo la elección de actividades para un aprendiz.

Todo este proceso de actualización bidireccional (aprendiz-actividad) es un aspecto que queremos concretar y definir formalmente, y que consideramos importante de implementar en nuestro sistema. Al igual que definiremos a los aprendices a través de las actividades que van realizando y los resultados obtenidos, también debemos considerar que sean los propios aprendices los que puedan redefinir una actividad, ya que a veces a través de quienes realizan una actividad podemos darnos cuenta de que no estaba tan correctamente caracterizada como en un principio podíamos creer.

8.4. Implementación del sistema

A partir del modelo CALM se ha desarrollado, como hemos mencionado, una plataforma prototipo que lo implementa. Se trata de una plataforma tecnológica que implementa la estructura del modelo que describimos, por lo que nos ha servido para ver si esta idea está bien encaminada, y parece que es así. Esta plataforma es la base del sistema de aprendizaje que queremos construir a partir de nuestro modelo, que se ha empleado en algunos cursos y en una asignatura universitaria completa, con el objetivo de poder usarla en diferentes asignaturas, carreras, universidades y otros centros educativos, no necesariamente de educación superior. Para ello, para ampliarla y usarla como plataforma educativa a mayor escala, debemos tener en cuenta diferentes aspectos técnicos.

Uno de los primeros que se nos viene a la mente es el permitir compartir recursos entre diferentes cursos o docentes. Nos inclinamos por esta opción, vamos a explicar por qué y qué debemos tener muy presente para hacerlo de este modo.

Una de las principales ventajas es el factor colaborativo. Y es que, uno de los puntos fuertes de nuestro sistema de aprendizaje es ofrecer una gran variedad de actividades a los aprendices, y eso se puede potenciar si entre los docentes que realizan cursos en la plataforma, deciden compartir actividades creadas. Intercambiar ideas de actividades, o actividades en sí ya creadas, es una oportunidad idónea para que los docentes puedan ampliar su bolsa de actividades para un curso concreto, y que tanto ellos como los aprendices dispongan de un amplio abanico de posibilidades. Esto pasaría por, a la hora de crear el contenido de un curso, dar la opción de importar actividades ya creadas. Además de poder importarlas, como hemos explicado anteriormente, de otras herramientas, esta opción permitiría buscar actividades creadas dentro de la plataforma. De esta forma, tendríamos una bolsa de actividades global cada vez más grande, lo cual resultaría ser un gran potencial.

Continuando con las actividades, existe otro punto a destacar como es la caracterización de estas. Ya hemos mencionado que en esto se basa el motor de selección, es la forma que tiene el sistema de saber cómo de apropiada es una actividad para un aprendiz, que además se caracteriza conforme va realizando actividades. En esta investigación hemos propuesto una caracterización, pero falta saber cómo aplicarla a una actividad, es decir, para una actividad, saber cómo otorgarle los diferentes valores de dificultad, estilo de aprendizaje, nivel cognitivo o tipo de conocimiento, e incluso si se debe modificar o añadir alguna variable.

Para ello, habría que definir una ontología que nos permita caracterizar las actividades. Este aspecto estaría muy relacionado con el factor colaborativo que hemos mencionado, puesto que habría que estudiar cómo etiquetar actividades para que, a la hora de compartirlas, resulte más fácil su búsqueda e importación. Aunque el etiquetado podría diferir de la caracterización que hace el modelo, sí que podrían estar relacionados, e incluso que las características de los vectores se obtuvieran a partir del etiquetado. Un ejemplo a seguir sería el perfil de aplicación LOM-ES⁸, para el etiquetado estándar de Objetos Digitales Educativos (ODE) que plantea el Ministerio de Educación. En cualquier caso, esto es algo que debemos tener en cuenta, y que habrá que analizar con detenimiento.

Otra ventaja viene de las oportunidades que nos ofrece tener un mismo aprendiz en diferentes cursos, y que muchos aprendices la estén usando a la vez. Y es que esto permitiría al sistema aprender más y mejor a cómo adaptarse a los aprendices. Por un lado, tendría más información de un mismo aprendiz, y por otro, estaría aprendiendo de muchos aprendices, lo cual serviría para afinar los algoritmos de adaptación y selección.

Además, respecto a este punto, se podría crear una ficha resumen de un aprendiz, en la que se tuviera información general sobre los cursos que ha realizado y cómo, o las competencias que ha adquirido. En este sentido, se podría incluso crear un mapa de competencias general, un metagrafo, en el que los nodos representen los cursos o asignaturas que ha cursado o está cursando. De esta forma, se podría tener el progreso general de un aprendiz de forma similar a la que se tiene para un curso concreto.

⁸ <http://educalab.es/intef/tecnologia/recursos-digitales/lom-es>



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

9 Conclusiones y trabajo futuro

El objetivo principal de esta investigación, en el que se basa la hipótesis planteada, era proponer un modelo de aprendizaje que sirviera como base para construir un sistema inteligente con el que cubrir las necesidades de aprendizaje que nos encontramos en nuestra actual sociedad digital, logrando un aprendizaje adaptado y personalizado para cada aprendiz, teniendo presentes los objetivos docentes. Y, según lo discutido en el capítulo anterior, creemos que lo hemos logrado. Hemos ido respondiendo a lo largo de esta tesis, como hemos resumido también en el capítulo anterior, a las preguntas de investigación que hemos ido planteando.

Hemos analizado la situación del ámbito educativo en nuestra sociedad digital, detectando las necesidades de aprendizaje que presenta, y hemos comprobado que, apoyándonos en las TI, podemos conseguir cubrirlas, adaptando y personalizando el proceso de aprendizaje a cada aprendiz de forma individual. Para poder conseguirlo y demostrarlo, hemos propuesto, mediante una descripción completa y una demostración de uso, un modelo de aprendizaje adaptativo y personalizado en el que basarnos, y del que además hemos realizado una prueba piloto con estudiantes y docentes reales.

Con todo esto, destacamos las siguientes aportaciones de esta investigación:

- CALM plantea una forma diferente de estructurar y progresar por el contenido de aprendizaje, dividiendo los conocimientos en un mapa de competencias, por el que el aprendiz irá avanzando, eligiendo su propio camino, realizando actividades que el modelo le irá otorgando en cada momento, adaptándose a cada uno de ellos.
- Es una propuesta diferente a lo que conocemos hoy en día, tanto por la estructura del contenido como por la lógica a la hora de realizar actividades.

- Esta lógica está guiada por lo que constituye otra aportación destacada: las estrategias docentes. Con ellas, CALM propone un motor de selección autónomo, que se adapta a los aprendices y aprende a su vez de ellos, pero guiado por el docente, que hará de guía y supervisor en todo el proceso de aprendizaje. Algo que es novedoso y que consideramos crucial, si queremos combinar el potencial de las TI delegando el trabajo pedagógico y social en las personas expertas.
- Por tanto, se trata de un modelo de aprendizaje mediante tecnología, pero basado en sólidos principios pedagógicos e instruccionales como demuestra el importante repaso de literatura. No está automatizado por la tecnología, es decir, es el docente el que tiene un papel principal asistido por la tecnología: es el creador del curso, monitoriza el aprendizaje, interviene cuando es necesario...
- CALM es un modelo para un aprendizaje activo, en el que se aprende realizando tareas, por ello se basa en los conceptos de competencia y actividad para permitir el desarrollo tanto del conocimiento como de las habilidades. Este modelo se contrapone a otros basados únicamente en los contenidos.
- CALM es un modelo orientado a la motivación de los estudiantes, con características propias de gamificación: autonomía, posibilidad de elección...
- CALM es un modelo docente colaborativo y abierto, en el que la colaboración entre docentes enriquece el proceso de enseñanza y de aprendizaje.

9.1. Resultados de investigación

Como comentamos en el primer capítulo de esta tesis, la metodología llevada a cabo ha generado una serie de fases que han ido dando forma y ampliando la investigación, de manera que cada nueva línea planteada compartía parte de la anterior, teniendo como resultado una publicación científica. A continuación, exponemos cada una de esas fases con su publicación resultante y el resumen correspondiente:

1. Se ha planteado la base teórica del modelo de aprendizaje adaptativo que proponemos, indagando sobre los conceptos centrales en los que se basa y sus elementos principales, así como un breve ejemplo de su funcionamiento a través de un caso de uso.

En esta fase se publicó el artículo “Aprendizaje adaptativo basado en competencias y actividades” en el congreso CINAIC 17 - IV Congreso Internacional Sobre Aprendizaje, Innovación y Competitividad, en enero de 2017 (Real-Fernández et al., 2017). Resumen:

Frente al aprendizaje tradicional de talla única, proponemos un modelo de aprendizaje adaptativo basado en las tecnologías de la información, abierto, colaborativo, flexible y escalable. El modelo propuesto tiene como elementos centrales los conceptos de competencia y de actividad de aprendizaje y se estructura en tres elementos principales: el cuadro de mando docente (para el diseño del curso en base a competencias y actividades), el espacio de trabajo del estudiante (en que se realizan las actividades formativas y se mantiene el estado de competencias y actividades) y el motor de selección (encargado de la selección de actividades en función del progreso del estudiante en su aprendizaje). El modelo presentado permite la personalización del contenido, adaptado al nivel de conocimientos de cada usuario y a su progreso, y a través de itinerarios de aprendizaje diferentes elegidos por el propio usuario. Incorpora los conceptos de refresco y de refuerzo y la posibilidad de elegir para dotar a los estudiantes de autonomía.

2. Se ha realizado una investigación más a fondo sobre el estado del arte y el contexto, ampliando y actualizando información y referencias. Y, principalmente, se han ampliado las bases teóricas sobre las que se fundamenta el modelo propuesto, así como su funcionamiento y componentes. También se ha realizado un análisis más detallado de su comportamiento a través de un caso de uso.

Esta parte de la investigación tuvo como resultado la publicación del capítulo titulado “Smart Learning Model Based on Competences and Activities”, para el libro de la editorial IGI-Global llamado *Innovative Trends in Flipped Teaching and Adaptive Learning*, en enero de 2019 (Real-Fernández, Llorens-Largo, et al., 2019). Resumen:

The educational environment we find in our current world does not look like it did some years ago. The learning process has become dynamic and continuous, mainly driven by the great evolution of technology, implying an inevitable change in education. It is a change that requires a complete digital transformation of education to change the teaching and learning process by means of information technologies. This is why, faced with the traditional one-size-fits-all learning, this chapter proposes an open, collaborative, flexible, and scalable adaptive learning model based on information technologies. Because current students need to be prepared for a lifelong formation, let them know they should assume a continuous cycle of learning, unlearning, and relearning. A model that aims to fulfill all the new learning needs emerged on this digital world. It lets the students develop a lifelong learning, where the concepts are updated and reinforced, and dynamically adapted to their learning needs and progress.

3. Se ha planteado una nueva línea de investigación: las estrategias instruccionales de aprendizaje y la caracterización de los aprendices y actividades. El modelo elige en cada momento una actividad apropiada para cada aprendiz, y para ello deberá caracterizar de forma individual tanto al propio aprendiz como a cada actividad, y en función de esa información y de la estrategia utilizada en dicho momento, tomar la decisión más adecuada. Se busca también proponer una serie de estrategias de aprendizaje a utilizar.

Esta investigación fue publicada como un artículo titulado “Instructional Strategies for a Smart Learning System”, en el congreso TEEM'19: Proceedings of the Seventh International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality (Real-Fernández, Molina-Carmona, & Llorens-Largo, 2019). Resumen:

Nowadays educational environment presents a set of needs different than years ago and which are no constant anymore. We must assume a learning prepared for those changes and adapted to the student's learning needs and features. This can be achieved with the use of Information Technologies creating a real adaptive learning, a smart learning system. This kind of system will characterize each learner by their learning features and then follow different strategies, composed by a set of decisions made by the teacher, to achieve the learning outcomes for each learner. This is what this research aims, to propose possible instructional strategies to be selected by the teacher to fulfil their objectives and the variables the smart learning system will consider.

4. A partir de la investigación anterior, se ha profundizado en el tipo de información en la que consiste la caracterización de los aprendices, analizando diferentes tipos y formas de obtenerla. También se ha abierto el camino a una definición formal de esta caracterización.

Esta parte de la investigación fue publicada como artículo, titulado “Definition of a feature vector to characterise learners in adaptive learning systems”, en el congreso RIFORM 2019: Research & Innovation Forum 2019, publicado posteriormente como capítulo de libro (Real-Fernández, Molina-Carmona, Pertegal-Felices, et al., 2019). Resumen:

Adaptive learning can be defined as a learning model based on technology that can detect the student’s individual situation, context, learning needs and style, and the state of their learning process dynamically, and act according to them. So, it is necessary to define a student or learner model, that is, the set of information obtained and retained by the learning system about the learner so that the learner is characterised, and the learning process is adapted. In this work, we propose a learner model made of three main types of information: behavioural features, performance features and personal features. For this model to be useful in automatic learning systems, a formal feature vector must be then obtained. The features in the vector must be meaningful, discriminating and independent so that effective machine learning algorithms can be applied.

También se publicó un artículo titulado “Caracterización de los aprendices por su estilo de aprendizaje a través de un sistema de smart learning” para el XV Congreso Internacional de Educación e Innovación (CIEI 2021), y publicado posteriormente como capítulo del libro “Desafíos de la investigación y la innovación educativa ante la sociedad inclusiva” (Real-Fernández et al., 2021).

5. Se ha ampliado la propuesta de caracterización con una definición formal completa, a través de un vector de características. Para implementarlo, se han identificado y definido las variables que lo componen y su proceso de actualización. También se ha propuesto un caso de uso para explicar dicho proceso.

Esta fase tuvo como resultado la publicación del artículo “Computational Characterization of Activities and Learners in a Learning System” en la revista científica Applied Sciences (Real-Fernández et al., 2020b). Resumen:

For a technology-based learning system to be able to personalize its learning process, it must characterize the learners. This can be achieved by storing information about them in a feature vector. The aim of this research is to propose such a system. In our proposal, the students are characterized based on their activity in the system, so learning activities also need to be characterized. The vectors are data structures formed by numerical or categorical variables such as learning style, cognitive level, knowledge type or the history of the learner’s actions in the system. The learner’s feature vector is updated considering the results and the time of the activities performed by the learner. A use case is also presented to illustrate how variables can be used to achieve different effects on the learning of individuals through the use of instructional strategies. The most valuable contribution of this proposal is the fact that students are characterized based on their activity in the system, instead of on self-reporting. Another important contribution is the practical nature of the vectors that will allow them to be computed by an artificial intelligence algorithm.

6. Con la propuesta de implementación anterior, se ha realizado una simulación para comprobar y validar el funcionamiento del algoritmo propuesto.

Esta investigación fue publicada como artículo, titulado “Characterization of Learners from Their Learning Activities on a Smart Learning Platform”, del congreso HCII 2020: 22nd International Conference on Human-Computer Interaction (Real-Fernández et al., 2020a). Resumen:

An smart learning system is a computer system that allows to personalize and adapt the learning process to the learner's needs. To do so, it is necessary to characterize the student so that we can know how he or she learns. The aim of this research is to propose this characterization through a vector of characteristics that are measurable, significant, discriminating and independent, so that the information can be processed by a computer program. The characteristic vector is obtained by observing the student's behaviour in the learning system, that is, we know the student through the results of the learning activities that he or she performs in the smart learning system. We propose a mathematical formulation that allows calculating the student's characteristic vector from his activity in the system. Finally, in order to evaluate the robustness of the proposed formulation we have carried out a set of simulations and we have verified that the system behaves as expected.

7. Con las bases teóricas del modelo ya propuestas, así como la parte de implementación de la caracterización de aprendices y actividades, se ha llevado a cabo el desarrollo de una plataforma que implementa dicho modelo. Asimismo, se ha utilizado esta plataforma, en una versión piloto, en dos cursos reales, analizando los resultados a través de una serie de entrevistas y encuestas a los docentes y aprendices.

Los resultados de dichas validaciones fueron publicados como artículo, titulado “How Suitable is for Learners an Autonomous, Interactive and Dynamic Learning Model?”, en el congreso WEEF/GEDC 2021: WEEF-IFEES-GEDC (Real-Fernandez et al., 2021). Resumen:

Facing the traditional static learning, a smart learning system that proposes a dynamic, interactive and autonomous learning is proposed. Based on the concepts of learning competence and learning activity, this system aims to fulfil the current individual needs of the learners and to be a support tool for the teacher to understand their learners' needs and performance. In order to validate the features of the model, and verify how suitable it is for the learners, a platform has been developed which implements its structure and main concepts to be used in a course. Then both teachers and learners have been asked about their experience. Concretely, the main features selected to validate include motivation, interaction, progression, the fact of knowing the learning state at any time, that learners can be autonomous by marking their own learning pace and selecting their own learning path, the continuous learning cycle the system will implement and the usefulness of the system as a teaching tool. All these features are considered crucial for the proposal and, after analysing the results of the survey and interviews, it has been confirmed that the system have achieved them.

8. Finalmente, queremos demostrar que, a través del modelo propuesto, se puede implementar un sistema de aprendizaje que nos lleve a una transformación digital de la educación, logrando un aprendizaje personalizado y adaptado para cada aprendiz de forma individual, al mismo tiempo que permite dirigir la enseñanza hacia sus objetivos.

El modelo CALM, desde su definición inicial, ha suscitado el interés de varios organismos para su transferencia a la Universidad y a otras instituciones educativas. Esto ha propiciado el desarrollo de una plataforma educativa de aprendizaje adaptativo que se ha nutrido de diferentes fuentes.

En 2018 se constituyó la Unidad Científica de Innovación Empresarial “Ars Innovatio” en la Universidad de Alicante, financiada por la Agencia Valenciana de la Innovación. Durante los años 2019, 2020 y 2021 se ha venido implementando un prototipo del modelo CALM en forma de Plataforma de Aprendizaje Adaptativo como parte de los proyectos desarrollados por Ars Innovatio.

En el año 2021, el Ministerio de Universidades, dentro del denominado Plan UniDigital otorga a la Universidad de Alicante una subvención para la digitalización, entre otros, del aprendizaje. La UA decide incorporar a su ecosistema de educación digital el modelo CALM, convirtiendo la Plataforma de Aprendizaje Adaptativo en un proyecto institucional para toda la Universidad, y ofrecerlo al resto del Sistema Universitario Español. En este contexto se suman al Proyecto para su Desarrollo colaborativo, bajo la coordinación de la Universidad de Alicante, otras cuatro universidades españolas: la Universidad Politécnica de Valencia (UPV), la Universidad de Valencia (UV), la Universidad Jaume I (UJI) y la Universidad de Educación a Distancia (UNED). El objetivo de este proyecto es desarrollar completamente un sistema de aprendizaje, basado en el modelo CALM propuesto en esta investigación, con el fin de implementar una plataforma en la que se cursen asignaturas y carreras en estas universidades, abogando por la transformación digital que hemos destacado en esta investigación.

9.2. Trabajo futuro

Durante esta investigación han ido surgiendo ciertos aspectos que nos gustaría seguir estudiando y ampliando, y cumplir nuestro objetivo de futuro: crear un sistema inteligente a partir del modelo propuesto.

Uno de estos aspectos, mencionado en la discusión, es indagar en la caracterización y etiquetado de las actividades, en la que, por un lado, nos basaremos para caracterizar a los aprendices, para estudiar cómo clasificarlas atendiendo a sus características, bien partiendo de las variables que hemos propuesto en esta tesis o de otras que sea conveniente añadir; y por otro, para poder categorizarlas para optimizar la búsqueda e importación de las mismas. También habría que analizar diferentes tipos de actividades a crear, que varíen en tipo de contenido y forma de representación, con el fin de ofrecer una amplia variedad, como es objetivo de CALM.

Otra importante línea de investigación es la lógica de IA del motor de selección. Para implementar un sistema de aprendizaje completo, que incluya este componente, cabe realizar previamente un estudio de los diferentes algoritmos existentes, cómo reciben e interpretan la información, y cuáles resultan más apropiados para nuestro sistema. Como la idea es poder ofrecer diferentes algoritmos, atendiendo a los requisitos del docente o de su estrategia, tenemos que tener bien analizadas y detectadas todas las posibles opciones.

Además, en el capítulo donde realizamos la valoración del modelo propuesto, a través de encuestas a los aprendices y docentes, mencionamos que nos gustaría repetir el experimento en otros cursos o asignaturas, de diferentes ámbitos y de diferentes niveles de experiencia, para así poder hacernos una idea más certera sobre la buena acogida que tuvo.

Todo esto se llevará a cabo en lo que sin duda es el trabajo futuro más interesante, el proyecto que ha derivado de esta tesis, implementar un sistema de aprendizaje que surge del modelo que hemos propuesto en ella. En el capítulo Discusión hemos hecho referencia a una serie de aspectos a tener en cuenta a la hora de implementar la plataforma, y que tendrán una especial importancia para el desarrollo del proyecto. Este desarrollo supone todo un reto, desafiante a la par que emocionante, con el que llevaremos a la realidad, en todo su potencial, el sistema propuesto, con la idea de que suponga un referente importante en la educación.

10 Referencias

Adell Segura, J., Castañeda Quintero, L., & Esteve Mon, F. M. (2018). Towards Ubersity? Conflicts and contradictions of the digital university. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 21, 51–68.

Aggarwal, C. C. (2018). *Machine Learning for Text* (1st ed. 2018 edition). Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-73531-3>

Ahn, S., Ames, A. J., & Myers, N. D. (2012). A Review of Meta-Analyses in Education: Methodological Strengths and Weaknesses. *Review of Educational Research*, 82(4), 436–476.
<https://doi.org/10.3102/0034654312458162>

Alberta Learning. (2002). *Health and life skills for kindergarten to grade 9: Teacher resource ; guide to implementation*. Edmonton, AB : Alberta Learning. <http://archive.org/details/trhealthlifeskikto902albe>

Alexander, B., Ashford-Rowe, K., Barajas-Murphy, N., Dobbin, G., Knott, J., McCormack, M., Pomerantz, J., Seilhamer, R., & Weber, N. (2019). *EDUCAUSE Horizon report: 2019 Higher Education edition*. EDUCAUSE.

Anderson, L. W., & Krathwohl, D. R. (2001). *A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives*.

Area, M. (2017). La metamorfosis digital del material didáctico tras el paréntesis Gutenberg / The digital metamorphosis of didactic material after the parenthesis Gutenberg. *Revista Latinoamericana De Tecnología Educativa - RELATEC*, 16(2), 13–28.

Area, M., & Adell, J. (2021). Tecnologías Digitales y Cambio Educativo. Una Aproximación Crítica. *REICE. Revista Iberoamericana Sobre Calidad, Eficacia y Cambio En Educación*, 19(4).
<https://doi.org/10.15366/reice2021.19.4.005>

AulaPlaneta. (2016, May 10). *La ejercitación como herramienta para afianzar el conocimiento*. aulaPlaneta. <https://www.aulaplaneta.com/2016/05/10/recursos-tic/la-ejercitacion-como-herramienta-para-afianzar-el-conocimiento/>

Becker, S. A., Brown, M., Dahlstrom, E., Davis, A., DePaul, K., Díaz, V., & Pomerantz, J. (2018). *EDUCAUSE Horizon report: 2018 Higher Education edition*. EDUCAUSE.

Bedenlier, S., Bond, M., Buntins, K., Zawacki-Richter, O., & Kerres, M. (2020). Facilitating student engagement through educational technology in higher education: A systematic review in the field of arts

and humanities. *Australasian Journal of Educational Technology*, 126–150.
<https://doi.org/10.14742/ajet.5477>

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.

Bloom, B. S., Krathwohl, D. R., & Masia, B. S. (1956). *Taxonomy of educational objectives. the classification of educational goals: Cognitive domain Handbook 1 Handbook 1*. Longman.

Brown, M., McCormack, M., Reeves, J., Brooks, D. C., & Grajek, S. (2020). *2020 EDUCAUSE Horizon Report: Teaching and Learning Edition* (B. Alexander, Ed.). EDUCAUSE.

Brusilovsky, P., & Peylo, C. (2003). Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems. *Int. J. Artif. Intell. Ed.*, 13(2–4), 159–172.

Bull, S., & Kay, J. (2010). Open Learner Models. In R. Nkambou, J. Bourdeau, & R. Mizoguchi (Eds.), *Advances in Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 308, pp. 301–322). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-14363-2_15

Canfield, A. A. (1988). *Canfield learning styles inventory (LSI) manual*. Western Psychological Services; WorldCat.org.

Carberry, S., Carbonell, J. G., Chin, D. N., Cohen, R., Lehman, J. F., Finin, T. W., Jameson, A., Jones, M., Kass, R., Kobsa, A., McCoy, K. F., Morik, K., Paris, C. L., Quilici, A. E., Rich, E., Jones, K. S., & Wahlster, W. (2011). *User Models in Dialog Systems* (A. Kobsa & W. Wahlster, Eds.; Softcover reprint of the original 1st ed. 1989 edition). Springer.

Carneiro, R., Toscano, J. C., & Díaz, T. (2009). *Los desafíos de las TIC para el cambio educativo*. Fundación Santillana - Organización de Estados Iberoamericanos (OEI).
<https://www.oei.es/uploads/files/microsites/28/140/lastic2.pdf>

Castejón Costa, J.-L. (1997). *Introducción a la psicología de la instrucción*. Editorial Club Universitario.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=108696>

Castejon, J. L., Perez, A. M., & Gilar, R. (2010). Confirmatory factor analysis of Project Spectrum activities. A second-order g factor or multiple intelligences? *Intelligence*, 38(5), 481–496.
<https://doi.org/10.1016/j.intell.2010.07.002>

Castro, R. (2019). Blended learning in higher education: Trends and capabilities. *Education and Information Technologies*, 24(4), 2523–2546. <https://doi.org/10.1007/s10639-019-09886-3>

Cheng, I., Shen, R., & Basu, A. (2008). An Algorithm for Automatic Difficulty Level Estimation of Multimedia Mathematical Test Items. *Advanced Learning Technologies, 2008. ICALT '08. Eighth IEEE International Conference On*, 175–179. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2008.105>

Cisco Systems Inc. (2010). *The Learning Society*.
https://www.cisco.com/c/dam/en_us/about/citizenship/socio-economic/docs/LearningSociety_WhitePaper.pdf

Coffield, F., Moseley, D., Hall, E., & Ecclestone, K. (2004). *Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review*. Learning and Skills Research Centre.

Compañ Rosique, P., Gallego Durán, F. J., Llorens Largo, F., Molina Carmona, R., Satorre Cuerda, R., & Villagrà Arnedo, C. J. (2016). *LudifyME: An adaptive learning model based on gamification*.

Csikszentmihalyi, M. (1990). *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Harper & Row.
<https://books.google.es/books?id=V9KrQgAACAAJ>

Csikszentmihalyi, M. (1997). *Finding flow: The psychology of engagement with everyday life* (1st ed). Basic Books.

Csikszentmihalyi, M., & López, N. (2011). *Fluir (flow). Una psicología de la felicidad*. Kairós.

- Daniela, L. (2019). *Dictatics of Smart Pedagogy: Smart Pedagogy for Technology Enhanced Learning*. Springer.
- Davidson, C. N., & Goldberg, D. T. (2009). *The Future of Learning Institutions in a Digital Age*. MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/8517.001.0001>
- Delgado Kloos, C. (2014). *En busca de la fórmula mágica en educación*. XVI Simposio Internacional de Informática Educativa (SIIE 2014), Logroño (Spain).
- Doignon, J.-P., & Falmagne, J.-C. (1999). *Knowledge Spaces*. Springer.
- Elliott, J. (1991). *Action research for educational change*. Open University Press.
- El-Sabagh, H. A. (2021). Adaptive e-learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 53. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00289-4>
- Entwistle, N., & Tait, H. (2013). *Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST) (incorporating the Revised Approaches to Studying Inventory—RASI)*.
- Esteban-Escano, J., Fidalgo-Blanco, Á., Sein-Echaluce, M. L., & García-Peñalvo, F. J. (2018). Influence of the didactical design in the perception of knowledge management in MOOCs. *Proceedings of the Sixth International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality*, 684–690. <https://doi.org/10.1145/3284179.3284301>
- Fernández Martínez, A., Llorens Largo, F., Céspedes Lorente, J. J., & Rubio de las Alas-Pumariño, T. (2021). *Modelo de Universidad Digital (mUd)*.
- Fleming, B. (2014). Adaptive Learning Technology: What It Is, Why It Matters. *Eduventures, Inc*. <http://www.eduventures.com/2014/04/adaptive-learning-technology-matters/>
- Fleming, N. D., & Mills, C. (1992). Not Another Inventory, Rather a Catalyst for Reflection. *To Improve the Academy*, 11(1), 137–155. <https://doi.org/10.1002/j.2334-4822.1992.tb00213.x>
- Fröschl, C. (2008). *User Modeling and User Profiling in Adaptive E-learning Systems: An approach for a service-based personalization solution for the research project AdeLE*. VDM Verlag Dr. Müller.
- Gallego, D. (2019). *Diagnosticar los estilos de aprendizaje*. https://www.researchgate.net/publication/254686103_DIAGNOSTICAR_LOS_ESTILOS_DE_APREN_DIZAJE
- Gallego-Durán, F. J. (2015). *Estimating difficulty of learning activities in design stages: A novel application of Neuroevolution* [University of Alicante]. <http://hdl.handle.net/10045/53697>
- Gallego-Durán, F. J., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2016). An Approach to Measuring the Difficulty of Learning Activities. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies* (Vol. 9753, pp. 417–428). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-39483-1_38
- Gallego-Durán, F., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2018). Estimating the difficulty of a learning activity from the training cost for a machine learning algorithm. *Proceedings of the Sixth International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality - TEEM'18*, 654–659. <https://doi.org/10.1145/3284179.3284289>
- Gallego-Durán, Villagrà-Arnedo, C. J., Satorre-Cuerda, R., Compañ-Rosique, P., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2019). A Guide for Game-Design-Based Gamification. *Informatics*, 6(4), 49.
- García Escrivá, V., & Moya Montoya, J. A. (2021). *Discapacidad y accesibilidad a las técnicas de comunicación audiovisual: Una experiencia de inclusión en el proceso de aprendizaje práctico*. V Congreso Internacional Universidad y Discapacidad: Transformación Digital para una Educación Inclusiva.

García-Peñalvo, F. J. (2020). Learning Analytics as a Breakthrough in Educational Improvement. In D. Burgos (Ed.), *Radical Solutions and Learning Analytics: Personalised Learning and Teaching Through Big Data* (pp. 1–15). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-4526-9_1

García-Peñalvo, F. J., Fidalgo-Blanco, Á., & Sein-Echaluce, M. L. (2018). An adaptive hybrid MOOC model: Disrupting the MOOC concept in higher education. *Telematics and Informatics*, *35*(4), 1018–1030. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.09.012>

García-Peñalvo, F. J., Sein-Echaluce, M. L., Hernández-García, Á., Alier-Forment, M., Conde, M. Á., Llorens-Largo, F., Fidalgo-Blanco, Á., & Iglesias-Parada, S. (2017). Enhancing Education for the Knowledge Society Era with Learning Ecosystems. In *Open Source Solutions for Knowledge Management and Technological Ecosystems*. IGI Global.

Gardner, H. (2000). *Intelligence reframed: Multiple intelligences for the 21st century*. Basic Books.

Gardner, H. (2011). Multiple Intelligences: Reflections After Thirty Years. *National Association of Gifted Children Parent and Community Network Newsletter*. <https://howardgardner01.files.wordpress.com/2016/04/472-multiple-intelligences-reflections-after-30-years.pdf>

Gartner Inc. (2015). Gartner Highlights the Top 10 Strategic Technologies Impacting Education in 2015. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2015-02-27-gartner-highlights-the-top-10-strategic-technologies-impacting-education-in-2015>

Gartner Inc. (2016). Top 10 Strategic Technologies Impacting Higher Education in 2016. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/documents/3186323/top-10-strategic-technologies-impacting-higher-education>

Gartner Inc. (2017). Top 10 Strategic Technologies Impacting Higher Education in 2017. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/documents/3557217>

Gartner Inc. (2018). Top 10 Strategic Technologies Impacting Higher Education in 2018. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/documents/3844465-top-10-strategic-technologies-impacting-higher-education>

Gartner Inc. (2019). Top 10 Strategic Technologies Impacting Higher Education in 2019. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/documents/3902468-top-10-strategic-technologies-impacting-higher-education>

Gartner Inc. (2020). Top 10 Strategic Technologies Impacting Higher Education in 2020. *Gartner Inc.* <https://www.gartner.com/en/documents/3981631/top-10-strategic-technologies-impacting-higher-education>

Gómez, J. (Ed.). (2021). *UNIVERSITIC 2020. Análisis de la madurez digital de las Universidades Españolas*. Crue Universidades Españolas.

Goodwill, A., & Chen, S. (2021, August). Embracing a Culture of Lifelong Learning: The science of lifelong learning. *UNESCO Institute for Lifelong Learning*.

Gros, B., & García-Peñalvo, F. J. (2016). Future Trends in the Design Strategies and Technological Affordances of E-Learning. In M. J. Spector, B. B. Lockee, & M. D. Childress (Eds.), *Learning, Design, and Technology* (pp. 1–23). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-17727-4_67-1

Hattie, J. (2008). *Visible Learning: A Synthesis of Over 800 Meta-Analyses Relating to Achievement* (Edición: 1). Routledge.

Hattie, J. (2013). *Visible Learning for Teachers: Maximizing Impact on Learning*. Routledge.

Hattie, J., & Anderman, E. M. (Eds.). (2012). *International Guide to Student Achievement* (1 edition). Routledge.

- Hwang, G.-J. (2014). Definition, framework and research issues of smart learning environments—A context-aware ubiquitous learning perspective. *Smart Learning Environments*, 1(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s40561-014-0004-5>
- Iglesias, A., Martínez, P., Aler, R., & Fernández, F. (2009). Learning teaching strategies in an Adaptive and Intelligent Educational System through Reinforcement Learning. *Applied Intelligence*, 31(1), 89–106. <https://doi.org/10.1007/s10489-008-0115-1>
- Johnson, L., Adams, S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A., & Ludgate, H. (2013). *The NMC Horizon Report: 2013 Higher Education Edition*. New Media Consortium. <http://www.editlib.org/p/46484>
- Johnson, N. (2021). *Evolving Definitions in Digital Learning: A National Framework for categorizing Commonly Used Terms*. Canadian Digital Learning Research Association. <http://www.cdla-acrfl.ca/wp-content/uploads/2021/07/2021-CDLRA-definitions-report-5.pdf>
- Kang, S. H. K. (2016). Spaced Repetition Promotes Efficient and Effective Learning: Policy Implications for Instruction. *Policy Insights from the Behavioral and Brain Sciences*, 3(1), 12–19. <https://doi.org/10.1177/2372732215624708>
- Kemmis, S., & McTaggart, R. (1988). *The Action Research Planner*. Deakin University Press.
- Kolb, D. A. (2000). *Facilitator's Guide to Learning*. Hay Group.
- Kolb, D., & Kolb, A. (2013). *The Kolb Learning Style Inventory 4.0: Guide to Theory, Psychometrics, Research & Applications*.
- Landow, G. P. (1992). Hypertext: The convergence of contemporary critical theory and technology. *Johns Hopkins University Press*.
- Laurillard, D. (2013). *Teaching as a Design Science: Building Pedagogical Patterns for Learning and Technology*. Routledge.
- Llorens Largo, F. (2009a). La tecnología como motor de la innovación educativa. Estrategia y política institucional de la Universidad de Alicante. *Arbor*, 185, 21–32.
- Llorens Largo, F. (2009b). La tecnología como motor de la innovación educativa. Estrategia y política institucional de la Universidad de Alicante. *Arbor*, CLXXXV(Extra), 21–32. <https://doi.org/10.3989/arbor.2009.extran1203>
- Llorens Largo, F. (2014). Campus virtuales: De gestores de contenidos a gestores de metodologías. *RED, Revista de Educación a Distancia*. <https://www.um.es/ead/red/42/faraon.pdf>
- Llorens Largo, F. (2015a). Dicen por ahí ... Que los MOOC han muerto. *ReVisión (Revista de Investigación En Docencia Universitaria de La Informática)*, 10(1).
- Llorens Largo, F. (2015b). Campus virtuales: De gestores de contenidos a gestores de metodologías. *Revista de Educación a Distancia*, 0(42). <http://revistas.um.es/red/article/view/236561>
- Llorens Largo, F., Gallego Durán, F. J., Villagra Arnedo, C. J., Compan-Rosique, P., Satorre Cuerda, R., & Molina-Carmona, R. (2016). Gamificación del Proceso de Aprendizaje: Lecciones Aprendidas. *VAEP-RITA*, 4(1), 25–32.
- Llorens Largo, F., & López-Meseguer, R. (2022). *TRANSFORMACIÓN DIGITAL DE LAS UNIVERSIDADES. HACIA UN FUTURO POSTPANDEMIA*. Universidad Internacional de La Rioja.
- Llorens-Largo, F., Villagrà-Arnedo, C. J., Gallego-Durán, F. J., Satorre-Cuerda, R., Compañ-Rosique, P., & Molina-Carmona, R. (2016). LudifyME. In *Formative Assessment, Learning Data Analytics and Gamification* (pp. 245–269). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803637-2.00012-9>
- Luckin, R., Bligh, B., Manches, A., Ainsworth, S., Crook, C., & Noss, R. (2012). *Decoding Learning: The Proof, Promise and Potential of Digital Education*. Nesta. https://media.nesta.org.uk/documents/decoding_learning_report.pdf

Lyle, K., Bego, C., Hopkins, R., Hieb, J., & Ralston, P. (2020). How the Amount and Spacing of Retrieval Practice Affect the Short- and Long-Term Retention of Mathematics Knowledge. *Educational Psychology Review*, 32, 277–295. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09489-x>

Marina, J. A. (2016). *Primera carta al nuevo ministro o ministra de Educación*. https://www.elconfidencial.com/alma-corazon-vida/educacion/2016-11-01/carta-nuevo-ministro-educacion_1283165/

Marina, J. A. (2017). *El bosque pedagógico y cómo salir de él*. Ariel.

Martínez González, A. (2004). La enseñanza y el aprendizaje de las Tecnologías de la Información y la comunicación en la intervención socioeducativa. In *Cuadernos de Trabajo Social* (Vol. 17, pp. 237–253).

Merrill, M. D. (2002). First principles of instruction. *Educational Technology Research and Development*, 50(3), 43–59.

Mindojo. (2006). *Mindojo / Adaptive E-Learning Platform*. Mindujo. <https://mindujo.com/>

Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2020). Gamification and Advanced Technology to Enhance Motivation in Education. *Informatics*, 7(2). <https://doi.org/10.3390/informatics7020020>

Nicholls, J. G., & Miller, A. T. (1983). The Differentiation of the Concepts of Difficulty and Ability. *Child Development*, 54(4), 951. <https://doi.org/10.2307/1129899>

OECD. (2015). *Students, Computers and Learning: Making the Connection*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264239555-en>

OECD. (2021a). *Positive, High-achieving Students?: What Schools and Teachers Can Do*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/3b9551db-en>

OECD. (2021b). *21st-Century Readers: Developing Literacy Skills in a Digital World*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/a83d84cb-en>

Pappas, C. (2016, May 2). *Practice Makes Perfect: 6 Tips To Improve Knowledge Retention In eLearning*. ELearning Industry. <https://elearningindustry.com/practice-makes-perfect-6-tips-improve-knowledge-retention-elearning>

Parsons, D., Inkila, M., & Lynch, J. (2019). Navigating learning worlds: Using digital tools to learn in physical and virtual spaces. *Australasian Journal of Educational Technology*, 35(4). <https://doi.org/10.14742/ajet.3675>

Pelletier, K., Brown, M., Brooks, D. C., McCormack, M., Reeves, J., & Arbino, N. (2021). *2021 EDUCAUSE Horizon Report: Teaching and Learning Edition*. EDUCAUSE.

Prensky, M. (2006). *Don't bother me mom—I'm learning!* Paragon House Publishers.

Punie, Y., Zinnbauer, D., & Cabrera, M. (2006). *A Review of the Impact of ICT on Learning* (Technical Note JRC 47246; JRC Technical Notes, p. 24). European Commission - Joint Research Centre - Institute for Prospective Technological Studies. <http://ftp.jrc.es/EURdoc/JRC47246.TN.pdf>

Quenk, N. L. (2009). *Essentials of Myers-Briggs Type Indicator assessment* (2nd ed). John Wiley & Sons.

Ra, S., Shrestha, U., Khatiwada, S., Yoon, S. W., & Kwon, K. (2019). The rise of technology and impact on skills. *International Journal of Training Research*, 17(sup1), 26–40. <https://doi.org/10.1080/14480220.2019.1629727>

Radošević, D., Orehovački, T., & Stapić, Z. (2010). Automatic on-line generation of student's exercises in teaching programming. *Radošević, D., Orehovački, T., Stapić, Z.: "Automatic On-Line Generation of Students Exercises in Teaching Programming", Central European Conference on Information and Intelligent Systems, CECIIS*.

- Ravi, G. A., & Sosnovsky, S. (2013). *Exercise Difficulty Calibration Based on Student Log Mining*. DAILE'13: Workshop on Data Analysis and Interpretation for Learning Environments. <https://doi.org/10.13140/2.1.3878.4647>
- Real Fernández, A. (2016). *Esbozo para la transformación digital del mundo educativo*. Universidad de Alicante. <http://hdl.handle.net/10045/58426>
- Real-Fernández, A., Llorens-Largo, F., & Molina-Carmona, R. (2019). Smart Learning Model Based on Competences and Activities. In M. L. Sein-Echaluce, Á. Fidalgo-Blanco, & F. J. García-Peñalvo (Eds.), *Innovative Trends in Flipped Teaching and Adaptive Learning*: (pp. 228–251). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-8142-0>
- Real-Fernández, A., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2017). Aprendizaje adaptativo basado en competencias y actividades. *La innovación docente como misión del profesorado : Congreso Internacional Sobre Aprendizaje, Innovación y Competitividad*, 1–6. https://doi.org/10.26754/CINAIC.2017.000001_017
- Real-Fernández, A., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2019, October 16). *Instructional Strategies for a Smart Learning System*. Seventh International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality. <https://doi.org/10.1145/3362789.3362915>
- Real-Fernández, A., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2020a). Characterization of Learners from Their Learning Activities on a Smart Learning Platform. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies. Designing, Developing and Deploying Learning Experiences. HCII 2020. Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 12205). Springer.
- Real-Fernández, A., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2020b). Computational Characterization of Activities and Learners in a Learning System. *Applied Sciences*, 10(7). <https://doi.org/10.3390/app10072208>
- Real-Fernandez, A., Molina-Carmona, R., & Llorens-Largo, F. (2021). How Suitable is for Learners an Autonomous, Interactive and Dynamic Learning Model? *2021 World Engineering Education Forum/Global Engineering Deans Council (WEEF/GEDC)*, 617–623. <https://doi.org/10.1109/WEEF/GEDC53299.2021.9657378>
- Real-Fernández, A., Molina-Carmona, R., Pertegal-Felices, M. L., & Llorens-Largo, F. (2019). Definition of a feature vector to characterise learners in adaptive learning systems. In A. Visvizi & M. D. Lytras (Eds.), *RIIFORUM 2019. SPC* (pp. 75–89). Springer. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-30809-4_8
- Real-Fernández, A., Pertegal-Felices, M. L., López-Javaloyes, J. L., & Molina Carmona, R. (2021). CARACTERIZACIÓN DE LOS APRENDICES POR SU ESTILO DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE UN SISTEMA DE SMART LEARNING. In I. Aznar Díaz, C. Rodríguez Jiménez, M. Ramos Navas-Parejo, & G. Gómez García, *Desafíos de la investigación y la innovación educativa ante la sociedad inclusiva* (pp. 466–478). Dykinson, S.L. <https://doi.org/10.2307/j.ctv2gz3s4b.40>
- Reigeluth, C. M. (2012a). Instructional Theory and Technology for the New Paradigm of Education. *Revista de Educación a Distancia*, 32.
- Reigeluth, C. M. (2012b). Instructional Theory and Technology for the New Paradigm of Education. *Revista de Educación a Distancia*, 32.
- Reimers, F., & Operti, R. (2022). *Learning to Build Back Better Futures for Education. Lessons from educational innovation during the COVID-19 pandemic*. UNESCO. http://www.ibe.unesco.org/sites/default/files/resources/book_ibe_-_global_education_innovation_initiative.pdf
- Rivenbark, W. C., & Jacobson, W. S. (2018). Three Principles of Competency-Based Learning: Mission, Mission, Mission. *Journal of Public Affairs Education*, 20(2), 181–192.
- Robinson, K., & Aronica, L. (2014). *Finding your element: How to discover your talents and passions and transform your life*.

Rubio, I. (2021, April 22). Un algoritmo para aprender un idioma en ocho meses. *El País. 4-0 Transformación Digital*. <https://elpais.com/tecnologia/digitalizacion/2021-04-22/un-algoritmo-para-aprender-un-idioma-en-ocho-meses.html>

Ruffing, S., Hahn, E., Spinath, F. M., Brünken, R., & Karbach, J. (2015). Predicting students' learning strategies: The contribution of chronotype over personality. *Personality and Individual Differences, 85*, 199–204. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2015.04.048>

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *The American Psychologist, 55*(1), 68–78.

Sadigh, D., Seshia, S. A., & Gupta, M. (2012, October). Automating Exercise Generation: A Step towards Meeting the MOOC Challenge for Embedded Systems. *Proc. Workshop on Embedded Systems Education (WESE)*.

Schleicher, A. (2019). *PISA 2018: Insights and Interpretations*. OECD Publishing.

Schmeck, R. R. (Ed.). (1988). *Learning Strategies and Learning Styles*. Springer US. <http://www.springer.com/gb/book/9780306428609>

Sein-Echaluce, M. L., Fidalgo-Blanco, Á., Esteban-Escañó, J., García-Peñalvo, F. J., & Conde, M. Á. (2018). Using Learning Analytics to Detect Authentic Leadership Characteristics in Engineering Students. *International Journal of Engineering Education, 34*(3), 851–864.

Siemens, G. (2012). Learning analytics: Envisioning a research discipline and a domain of practice. *In: International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK)*, 4–8.

Skinner, B. F. (1954). The science of learning and the art of teaching. *Harvard Educational Review, 24*, 86–97.

Solanes, M. (2015). *Los MOOC se hacen mayores / Cultura / MG Magazine*. <http://www.magazinedigital.com/buena-vida/cultura/los-mooc-se-hacen-mayores>

Sonwalkar, N. (2005). Adaptive Learning Technologies: From One-Size-Fits-All to Individualization. *Educase, 2005*(7).

Sternberg. (1985). *Beyond IQ Paperback: A Triarchic Theory of Human Intelligence*. Cambridge University Press.

Sternberg, R. J., Castejón, J. L., Prieto, M. D., Hautamäki, J., & Grigorenko, E. L. (2001). Confirmatory factor analysis of the Sternberg Triarchic Abilities Test in three international samples: An empirical test of the triarchic theory of intelligence. *European Journal of Psychological Assessment, 17*(1), 1–16. <https://doi.org/10.1027//1015-5759.17.1.1>

Sun, W., Pinkwart, N., & Li, T. (2021). Current State of Learning Analytics: A Synthesis Review Based on the Combination of Activity Theory and Pedagogy. In A. Azevedo, J. M. Azevedo, J. Onohuome Uhomobhi, & E. Ossiannilsson (Eds.), *Advances in Educational Technologies and Instructional Design* (pp. 1–28). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-7103-3.ch001>

Tadlaoui, M. A., Carvalho, R. N., & Khaldi, M. (2019). A Comparative Study of the Functionalities and Characteristics of a Learner Model in Adaptive Hypermedia Educational Systems. In *A Comparative Study of the Functionalities and Characteristics of a Learner Model in Adaptive Hypermedia Educational Systems* (pp. 1–23). IGI Global.

Tamoliūnė, G., Naujokaitienė, J., Volungevičienė, A., Trepulė, E., Misiulienė, R., & Greenspon, R. (2021). Learning Analytics as a Metacognitive Tool. In A. Volungevičienė, *Learning Analytics: A Metacognitive Tool to Engage Students* (pp. 7–42). Sciendo. <https://doi.org/10.2478/9788366675643-002>

Thomas, D., & Brown, J. S. (2011). *A new culture of learning: Cultivating the imagination for a world of constant change*. CreateSpace Independent Publishing Platform.

UNESCO. (2021). *Reimagining our futures together: A new social contract for education*.

Vesin, B., Mangaroska, K., & Giannakos, M. (2018). Learning in smart environments: User-centered design and analytics of an adaptive learning system. *Smart Learning Environments*, 5(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s40561-018-0071-0>

Villagrà-Arnedo, Gallego-Duràin, F. J., Compañ-Rosique, P., Llorens-Largo, F., & Molina-Carmona, R. (2016). Predicting academic performance from behavioural and learning data. *International Journal of Design & Nature and Ecodynamics*, 11(3), 239–249. <https://doi.org/10.2495/DNE-V11-N3-239-249>

Villagrà-Arnedo, Gallego-Durán, F. J., Llorens-Largo, F., Satorre-Cuerda, R., Compañ-Rosique, P., & Molina-Carmona, R. (2020). Time-Dependent Performance Prediction System for Early Insight in Learning Trends. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 6(2), 112–124.

Walcutt, J. J., & Schatz, S. (2019). *Modernizing learning. Building the future learning ecosystem*.

Webb, T. L., & Sheeran, P. (2006). Does changing behavioral intentions engender behavior change? A meta-analysis of the experimental evidence. *Psychological Bulletin*, 132(2), 249–268. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.132.2.249>

Zapata-Ros, M. (2014). *Los MOOC en la crisis de la Educación Universitaria*.

Zapata-Ros, M. (2018). La universidad inteligente—La transición de los LMS a los Sistemas Inteligentes de Aprendizaje en Educación Superior. *RED. Revista de Educación a Distancia. Universidad de Murcia*, 57. <http://www.um.es/ead/red/57/zapata2.pdf>



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante