

Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial

Escuela Politécnica Superior

Universidad de Alicante

CALM:

Customized Adaptive Learning Model

(modelo de aprendizaje
personalizado y adaptativo)

Alberto Real Fernández

Faraón Llorens Largo

Rafael Molina Carmona

Julio 2022



Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència *artificial*
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia *artificial*



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Índice de contenidos

Resumen	3
Introducción	5
Modelo CALM	11
Relación entre competencias y actividades	12
Mapa de competencias	14
Bolsa de actividades	16
Motor de selección	17
Componentes dinámicos	19
Arquitectura lógica	22
Vistas	22
Diagrama de casos de uso	23
Referencias	26

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 espacio temporales 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 verdadera 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 TI pueden tener un papel crucial y conformar la base para una verdadera evolución del aprendizaje para esta sociedad 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 a la docencia habitual, cuando deberíamos emplearlas para poder profundizar en el proceso de aprendizaje. Para conseguir un cambio significativo debemos ir más allá de un uso instrumental.

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 denominado CALM, acrónimo de *Customized Adaptive Learning Model*.

Se trata de un modelo que se adapta el flujo de aprendizaje 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 CALM el curso está dividido en competencias (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 la realización de actividades, 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 toda la propuesta, 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

(al motor de selección) en la selección de actividades, de modo que, a pesar de que este analiza de forma dinámica y utilizando técnicas de inteligencia artificial las características de cada aprendiz para asignarles una actividad, la estrategia docente marcará la decisión final a tomar, según los criterios que el docente considere apropiados, tanto a nivel individual del aprendiz como a nivel de grupo.

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.

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).

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).

Se debería ir más allá de adaptar la tecnología para profundizar en el proceso de aprendizaje (Laurillard, 2013). Nos encontramos ante una 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).

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).

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 (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 actuales 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 populares 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. 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 MOOC 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 ha llegado a conseguir el impacto que se esperaba en educación (Castro, 2019). Pero no por ello, estas experiencias deben 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 aprendizaje informal 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 una formación continua, 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).

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 (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 TI pueden contribuir a una evolución real, y necesaria, en el entorno socio-educativo, pero solo si trabajan conjuntamente (Martínez González, 2004; OECD, 2021a).

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 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.

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.

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). 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).

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 algunas de ellas, 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 su motivación, compromiso e implicación. Autónomo, de modo que el proceso no requiera de una supervisión presencial constante, que pueda muchas veces evaluarse automáticamente 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.

Es por ello por lo que proponemos un modelo 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 inteligente que cubra las necesidades de aprendizaje detectadas en la sociedad digital.

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. 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, 2012).

Las tareas que menciona el principio destacado en CALM las conocemos como actividades de aprendizaje. Y, para que el sistema inteligente 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.

Modelo CALM

CALM (*Customized Adaptive Learning Model*) es un modelo teórico para un sistema inteligente de aprendizaje que permita cubrir las necesidades detectadas en la sociedad digital, sin descuidar los objetivos intencionales de la enseñanza. Haciendo uso del potencial de las tecnologías actuales, se trata de un sistema abierto, colaborativo, flexible y escalable. Esta propuesta se fundamenta en la importancia de atender la motivación del estudiante, aspecto clave en el proceso de aprendizaje. Las principales características son:

- Basado en aspectos que se utilizan para el diseño de experiencias gamificadas de aprendizaje, tales como interacción, recompensa, progresión y motivación (Compañ Rosique et al., 2016; Gallego-Durán et al., 2019).
- El estado del proceso de aprendizaje de cada aprendiz será calculado en tiempo real, de modo que tanto aprendiz como docente sabrán en todo momento los resultados y el estado (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020).
- El ciclo de aprendizaje es continuo, lo que quiere decir que no hay un aprendizaje estático para un concepto concreto, sino que se trata de un ciclo de aprendizaje y re-aprendizaje, reforzando y refrescando los conceptos que se vayan adquiriendo.
- El aprendiz dispone de autonomía en su propio proceso de aprendizaje, otro factor influyente en su motivación (Molina-Carmona & Llorens-Largo, 2020).
- El modelo permite la personalización del contenido, proporcionando diferentes itinerarios que dependerán del usuario, ya sea tanto en variedad como en dificultad. De esta forma, el aprendiz puede elegir entre varias opciones para progresar, fomentando la autonomía, percibiendo que es dueño de su propio proceso de aprendizaje.
- El modelo se adapta dinámicamente al progreso de aprendizaje de cada aprendiz, de forma que el ritmo depende de la cadencia en la que va realizando actividades y superando competencias. Esa cadencia no es homogénea para todos los aprendices, sino que está 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 o a nivel individual para cada aprendiz.
- Ofrece 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.
- Sirve 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.

Relación entre competencias y actividades

El modelo propuesto se basa en el modelo instruccional, cuyo principio fundamental defiende que la instrucción debería ser centrada en tareas de interés para el aprendiz, que sea capaz de realizar y con una dificultad progresiva. Con este fin, CALM se basa en dos conceptos principales, competencia de aprendizaje y actividad de aprendizaje:

- Una competencia se puede describir como una combinación de una serie de conocimientos, habilidades y actitudes 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. 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.
- 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.

A partir de estos dos conceptos, el modelo dispone del **mapa de competencias**, es decir, de un conjunto de habilidades y conocimientos a adquirir por los aprendices y sus dependencias, estructurado en forma de grafo dirigido; de la **bolsa de actividades**, es decir, el conjunto de actividades a realizar para poder alcanzar las competencias; y el **motor de selección**, que será el encargado de asignar actividades a los aprendices en cada momento. Estos son los denominados componentes estáticos, es decir, los elementos globales del curso que son diseñados y modificados únicamente por el docente. A partir de ellos, se crearán las instancias particulares asociadas a cada aprendiz.

El mapa de competencias consta de un conjunto de competencias conectadas entre sí, representando el camino o los posibles caminos que los aprendices podrán seguir 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 los puntos de entrada (inicio del curso) y de salida (finalización del curso). Este diseño definirá el modelo de aprendizaje que desee establecer, desde un modelo básico, a través de un mapa cuyas competencias están dispuestas linealmente, hasta uno más complejo, en el que las competencias se dispongan formando una red. En la Figura 1 se puede ver un ejemplo sencillo del mapa de competencias, con un total de siete competencias con varios caminos de aprendizaje posibles a seguir.

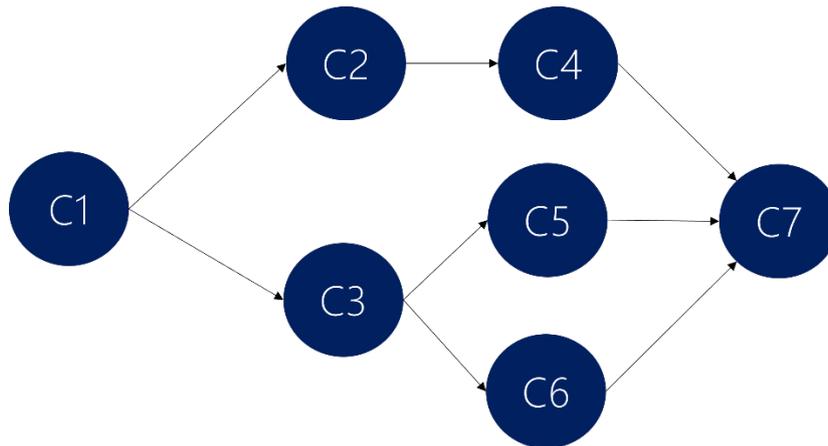


Figura 1. Ejemplo de un mapa de competencias.

La bolsa de actividades 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 los nodos del mapa de competencias. Podemos ver en la Figura 2 una representación gráfica de la bolsa de actividades, conteniendo en este caso un total de nueve actividades diferentes.

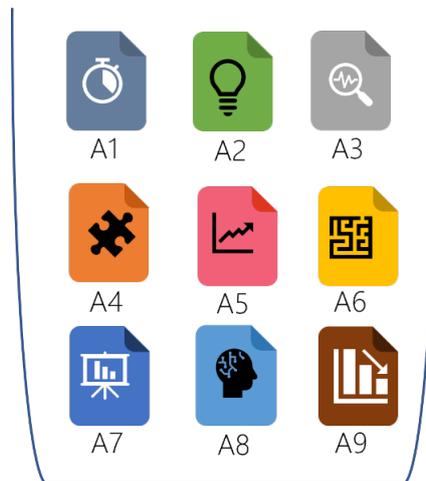


Figura 2. Ejemplo de una bolsa de actividades.

El encargado de seleccionar la actividad a realizar para cada aprendiz en un momento determinado será el motor de selección. Cuando el aprendiz seleccione una competencia desbloqueada en su mapa de competencias, el motor seleccionará la actividad de la bolsa particular de ese aprendiz que considere más adecuada, según unos ciertos parámetros que veremos con más detalle a continuación. En la Figura 3 vemos la representación gráfica que nos muestra al motor de selección como conector entre el mapa de competencias y bolsa de actividades.

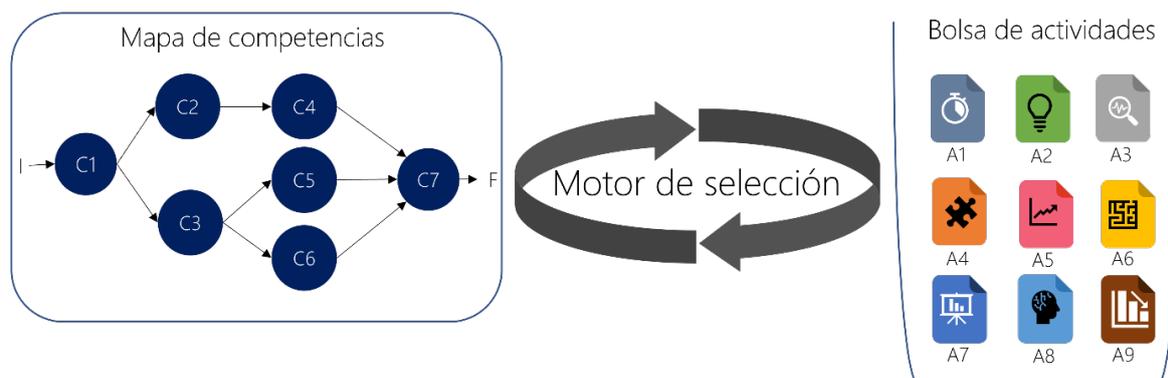


Figura 3. Representación del motor de selección, haciendo de conector entre el mapa de competencias y la bolsa de actividades.

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 1 estos atributos relacionados con el mapa de competencias.

Tabla 1. 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 4, que se trata del mismo ejemplo que la Figura 1, 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.

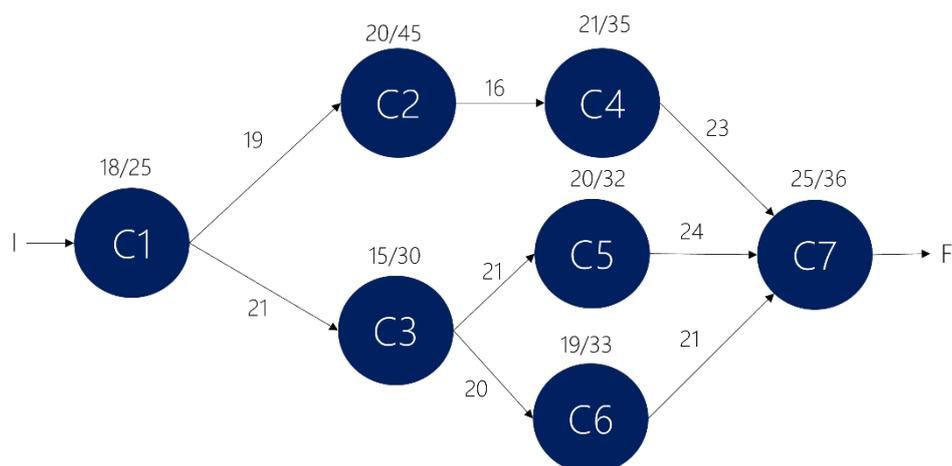


Figura 4. Ejemplo de un mapa de competencias básico diseñado por un docente para un curso concreto.

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 flujo de 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. Se trata de una serie de atributos que definirán cómo es la actividad.

Tabla 2. 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.
- El estado de mapa de competencias de cada aprendiz, que será una instancia. 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.
- 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. Las estrategias instruccionales las definimos como una serie 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 concreta. 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 5, 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.

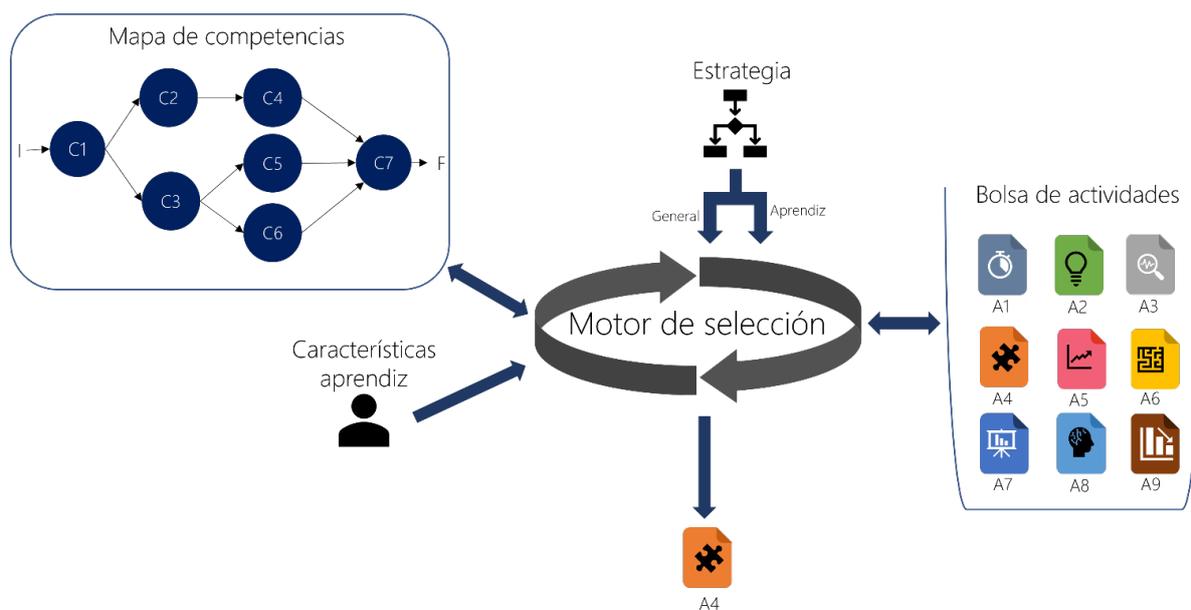


Figura 5. Representación gráfica ampliada del motor de selección

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 6 se puede ver la instancia de mapa de competencias generada para un aprendiz, partiendo del mapa estático creado en la Figura 4. Al inicializarse, todas las competencias están bloqueadas a excepción de la inicial, y todas, incluyendo esta, tienen como valor de fuerza 0.

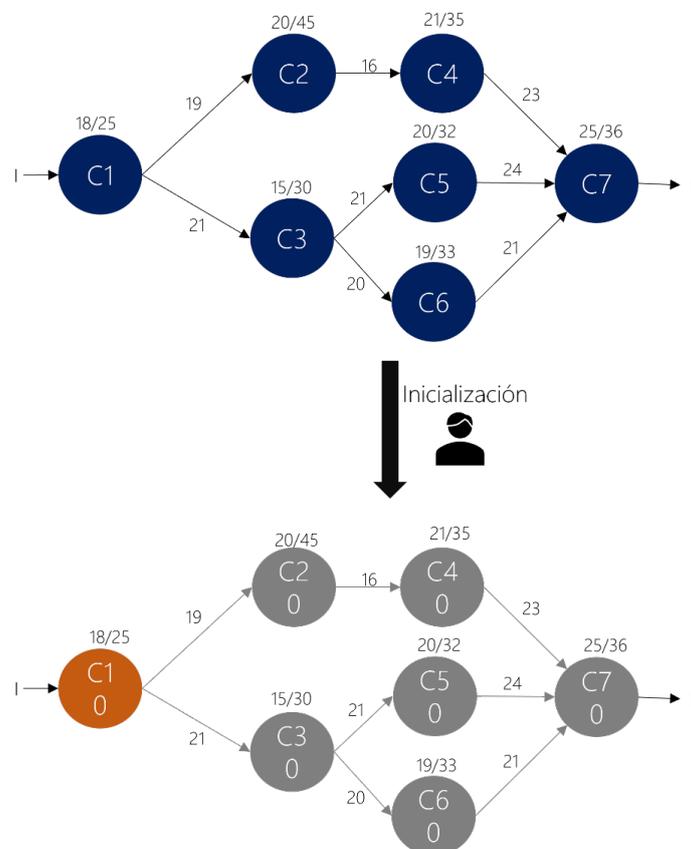


Figura 6. Ejemplo de instancia del mapa de competencias para un aprendiz, en su inicialización.

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, o en el caso de refresco. Inicialmente, en el caso del mapa mostrado, contendrá las actividades correspondientes a la competencia inicial.

Podemos ver en la Figura 7 la instancia de la bolsa de actividades para un aprendiz en el momento inicial, siguiendo el ejemplo mostrado en la Figura 2. 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 7. 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 8). 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.

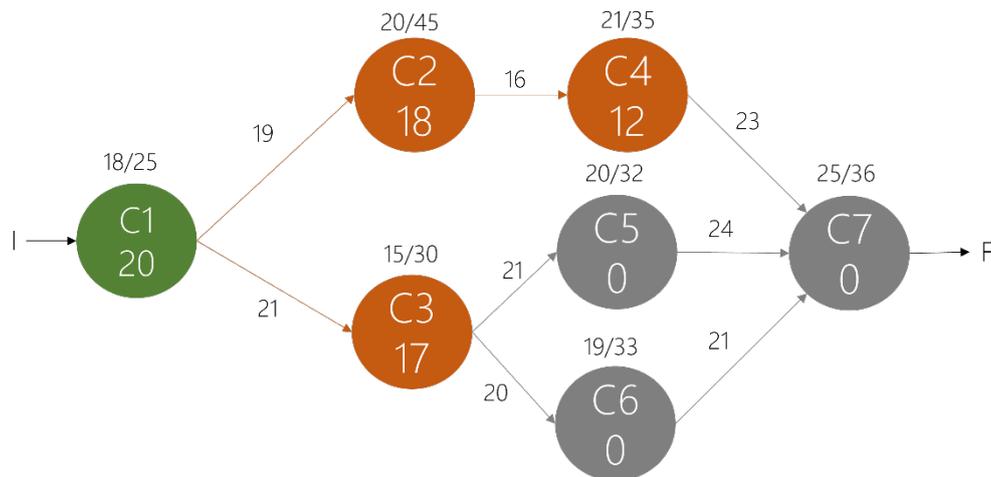


Figura 8. Instancia del mapa de competencias anterior con un progreso ya realizado, donde vemos varias competencias desbloqueadas (C1, C2, C3 y C4), con sus valores actuales de fuerza, y una de ellas superada (C1).

Y, como ilustramos en la Figura 9, 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 9. 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.

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.

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 10 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.

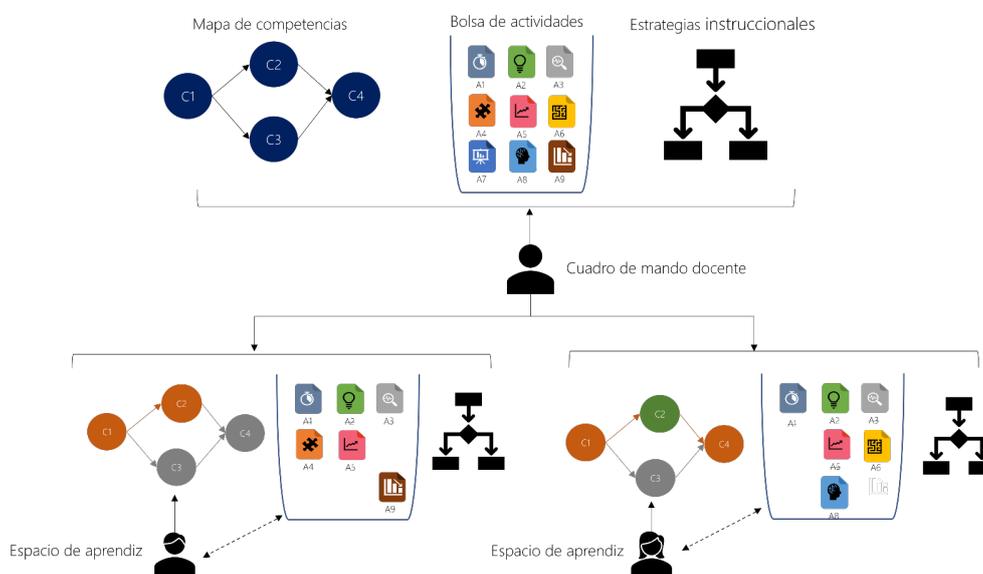


Figura 10. Visión general del modelo.

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 11 vemos el caso de la creación del curso por parte del docente y en la Figura 12 la inicialización para el aprendiz.

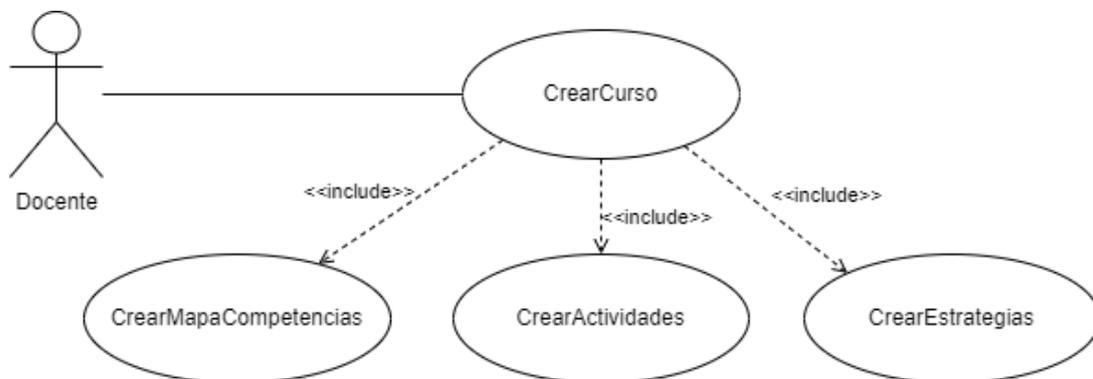


Figura 11. Diagrama de casos de uso de la creación de un curso por parte de un docente.

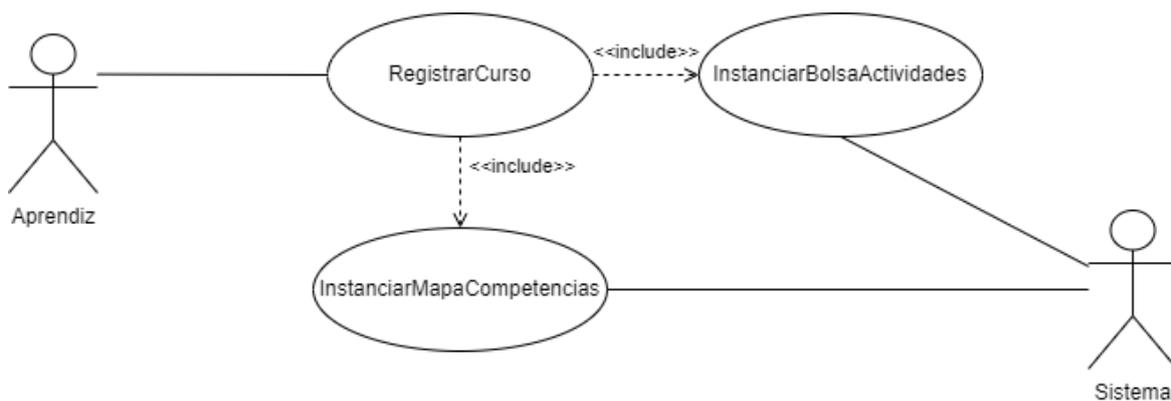


Figura 12. Diagrama de casos de uso con el registro de un aprendiz en el curso.

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 para continuar, pero puede seguir aumentando su valor de fuerza realizando más 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 dicha competencia.

Toda esta casuística está representada en el diagrama de casos de uso mostrado en la Figura 13.

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.

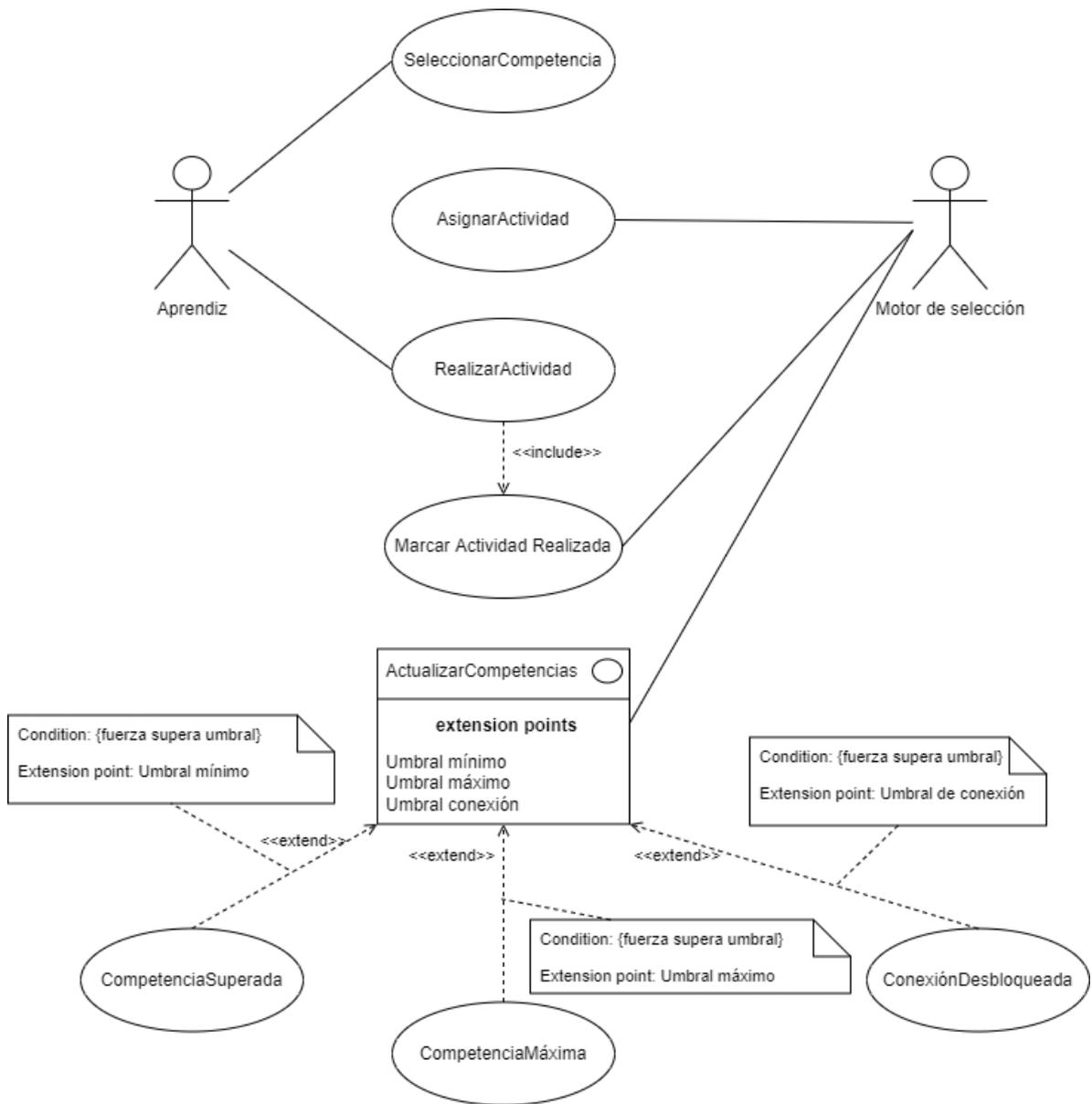


Figura 13. Diagrama de casos de uso que representa la selección de una competencia por parte de un aprendiz, y en consecuencia la realización de una actividad.

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.

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>

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>

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.

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

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>

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.

Delgado Kloos, C. (2014). *En busca de la fórmula mágica en educación*. XVI Simposio Internacional de Informática Educativa (SIIE 2014), Logroño (Spain).

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

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.

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>

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>

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, CECIS*.

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. (2012). Instructional Theory and Technology for the New Paradigm of Education. *Revista de Educación a Distancia*, 32.

Robinson, K., & Aronica, L. (2014). *Finding your element: How to discover your talents and passions and transform your life*.

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)*.

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.

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

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-Durain, 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.

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>