

Reporte

Edu Trends

JUL 2014

Aprendizaje y evaluación
Adaptativos

Índice

- › Introducción: Aprendizaje y evaluación adaptativos **4**
- › Relevancia para el Tecnológico de Monterrey **14**
- › Aprendizaje y evaluación adaptativos en el Tecnológico de Monterrey **17**
- › ¿Qué están haciendo otras instituciones? **20**
- › ¿Hacia dónde se dirige esta tendencia? **22**
- › Una mirada crítica **24**
- › Acciones recomendadas **27**
- › Créditos y agradecimientos **28**
- › Referencias **29**

Aprendizaje Adaptativo

Es un método de instrucción que utiliza un sistema computacional para crear una experiencia personalizada de aprendizaje

Evaluación Adaptativa

Es una prueba interactiva por computadora que administra los reactivos de manera eficiente con base en el nivel de desempeño del estudiante

Introducción: Aprendizaje y evaluación adaptativos

Aprendizaje adaptativo

El aprendizaje adaptativo ganó popularidad con el surgimiento del área de la Inteligencia Artificial (IA) en la década de 1970. Su premisa básica fue adaptar el proceso educativo a las fortalezas y debilidades de cada estudiante, sin embargo, en esa época su aplicación no se extendió debido al alto costo y tamaño de los equipos de cómputo necesarios para su adecuada implementación.

En cierta forma, el aprendizaje adaptativo es la personalización educativa de técnicas de aprendizaje, tras un proceso de diferenciación que identifica las necesidades específicas del estudiante y ofrece diferentes posibilidades. Lo anterior ha llegado a generar confusión conceptual entre aprendizaje adaptativo y personalización o aprendizaje personalizado, un error común es utilizarlos como sinónimos. Por lo tanto, es importante aclarar que la personalización del aprendizaje es más bien un “paraguas” que cubre diversos acercamientos y modelos, entre ellos aprendizaje basado en competencias, instrucción diferenciada, modelos tutoriales y también aprendizaje adaptativo.

Desde un nivel básico, la personalización va más allá del enfoque *one size fits all* y en un nivel más sofisticado están las tutorías guiadas por computadora, sin embargo, la personalización por sí sola no depende de un factor de adaptabilidad. Los investigadores de la firma de asesoría y consultoría estratégica Education Growth Advisors (EGA) definen el aprendizaje adaptativo como un enfoque para la creación de una experiencia de aprendizaje personalizada para los estudiantes que emplea un sofisticado sistema computacional basado en datos. Este aprendizaje tiene una aproximación no-lineal¹ a la instrucción, retroalimentación y corrección, pues se ajusta de acuerdo a las interacciones del estudiante y al

nivel de desempeño demostrado. Consecuentemente, se adapta y anticipa el tipo de contenidos y recursos que este necesitará en un momento específico para progresar en el curso.

La figura 1 muestra las diferencias y convergencias entre aprendizaje diferenciado, personalizado y adaptativo. Al aprendizaje diferenciado se le considera como una personalización, este implica el desarrollo de diferentes caminos de los cuales el estudiante adquirirá conocimiento; mientras que el aprendizaje personalizado incluye diagnósticos para determinar las necesidades del estudiante y así ofrecerle una solución a la medida; por su parte, el aprendizaje adaptativo requiere incorporar análisis de datos, exámenes psicométricos, algoritmos, entre otras cosas para lograr la adaptabilidad de la instrucción, anticipándose al aprendizaje del alumno.



Figura 1. Diferencias y convergencias entre aprendizaje personalizado, diferenciado y adaptativo. Adaptación de Nepom, 2013.

¹ Se refiere a un aprendizaje que no implica una secuencialidad preestablecida y por ende, existen diversos caminos para lograr el dominio del aprendizaje esperado.

Evaluación adaptativa

Un elemento muy importante de un modelo adaptativo es la medición del progreso, es decir, la evaluación que por sus características es adaptativa. Como antecedente, la evaluación adaptativa computarizada (CAT por sus siglas en inglés) fue sucesora de una serie de aplicaciones exitosas que surgieron a partir de 1905 con el desarrollo del primer examen adaptativo de Alfred Binet: *Binet IQ Test*. Las pruebas adaptativas se componen de ítems o elementos seleccionados de una colección (banco de ítems). Los elementos son seleccionados para que coincidan con el nivel estimado de capacidad (o aptitud) de la persona: si tiene éxito en un elemento, el siguiente será un poco más difícil; si fracasa, el siguiente será un poco más fácil. La prueba termina cuando la capacidad o

aptitud del sujeto llega al objetivo establecido (Linacre, 2000) o cuando se hayan suministrado determinada cantidad de elementos.

Este tipo de evaluación es posible debido a la incorporación de la teoría de respuesta al ítem (IRT)² que es un marco de medición utilizado en el diseño y análisis de las evaluaciones educativas y psicológicas. La IRT presenta ventajas sobre la teoría clásica de los tests ya que ofrece un marco que permite realizar evaluaciones con diferentes elementos en una escala común. Esto es un beneficio sustancial cuando es necesario vincular resultados de múltiples formas de evaluación a fin de que los puntajes tengan el mismo significado a través de las diferentes evaluaciones (OAERS, s.f.).

² Por su abreviación en inglés: Item Response Theory.

Con el objetivo de hacer más clara la distinción entre aprendizaje adaptativo y evaluación adaptativa, presentamos a continuación un gráfico en el que se ilustran los principales elementos de ambas tendencias:

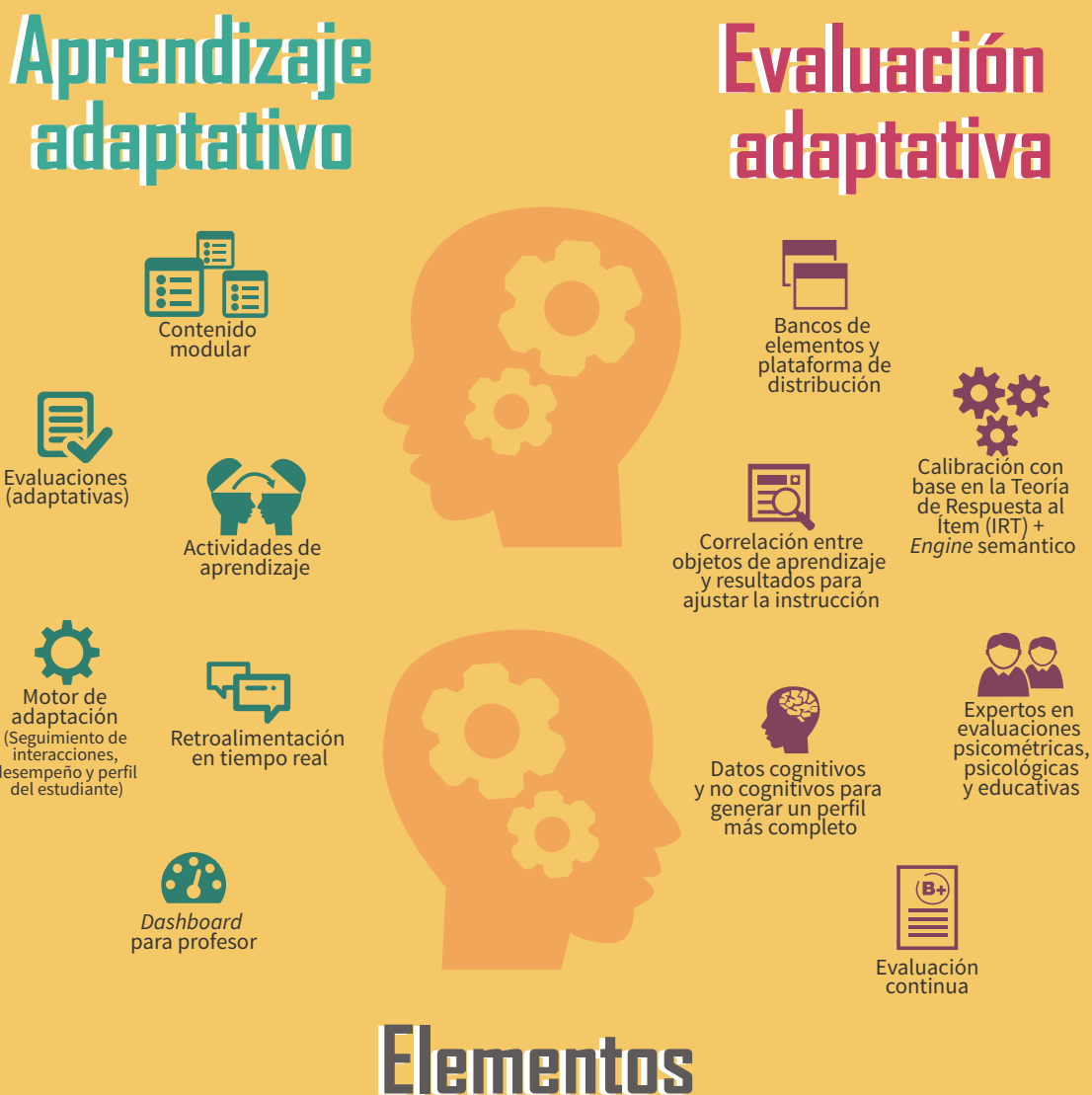


Figura 2. Principales elementos del aprendizaje y evaluación adaptativos.

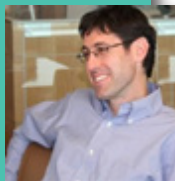


Adopción de la tendencia

El aprendizaje adaptativo no es algo nuevo. Su origen generalmente se relaciona a la máquina de enseñanza de *B. F. Skinner* y a la Teoría del Aprendizaje Programado³ que surgieron en la década de 1950 y continuó con el movimiento de la Inteligencia Artificial en la década de 1970.

Con la evolución de las Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) y gracias a que las computadoras se han vuelto más pequeñas, potentes y menos costosas, el aprendizaje adaptativo es ahora aplicable a la enseñanza en el aula, a distancia y en los escenarios de tutoría. Hoy en día los sistemas de aprendizaje adaptativo ya se están utilizando en una gran variedad de entornos para enseñar y entrenar de manera más eficaz, por ejemplo: la NASA y diversas áreas militares de Estados Unidos los están utilizando en sus programas (DreamBox, 2014); Amazon y Netflix, también han adoptado esta tecnología para anticipar las preferencias de sus clientes.

La tecnología no es un componente necesario para la personalización, pero es imprescindible para poder realizarla a grandes escalas.



Adam Newman

Socio Fundador de Education Growth Advisors (EGA)

En años recientes, el aprendizaje adaptativo se ha asociado con la recolección a gran escala de datos. Se observa como un aprendizaje personalizado que incluye enfoques de computación afectiva⁴, pero es hasta ahora cuando finalmente llegamos a un punto en donde la adaptabilidad del aprendizaje es alcanzable. Este avance se ha dado específicamente en el sector educativo en el que empresas como *Sherton Software*, *Carnegie Learning* y *Knewton* han trabajado durante años en el desarrollo de aplicaciones de aprendizaje adaptativo. Knewton en particular ha podido capitalizar el concepto en una plataforma que cualquier institución puede comprar y con su reciente asociación con Pearson (una de las casas editoriales y compañía educativa más importante del mundo) está almacenando conjuntos de datos y recursos educativos suficientemente grandes que le permitirán masificar el uso de esta tecnología.

³ La máquina de enseñar se compone principalmente de un programa, que es un sistema que combina elementos de enseñanza y evaluación que conducen al estudiante gradualmente a través del material que aprenderá por medio de un mecanismo de respuesta/recompensa. Skinner observó que el proceso de aprendizaje debe ser dividido en un gran número de pasos muy pequeños y el reforzamiento debe depender de la realización de cada paso. Skinner sugirió que la máquina por sí misma no debe enseñar, sino mantener en contacto al estudiante con la persona que creó el material presentado. Creía que era el mejor camino para el aprendizaje, ya que toma en cuenta el ritmo de aprendizaje de cada estudiante en particular (Wlekinski, 2011).

⁴ La emoción es fundamental para la experiencia humana, la influencia en la cognición, la percepción y las tareas diarias tales como el aprendizaje, la comunicación y la toma de decisiones, incluso en lo racional (MIT Media Lab, s.f.).

De acuerdo al reporte de adopción de tendencias de 2012 del grupo consultor Gartner el aprendizaje adaptativo se encontraba cerca del punto más alto del pico de expectativas sobredimensionadas. Para el 2013, el grupo ubicó a la tendencia justo atravesando la etapa del abismo de desilusión. Esto significa, por un lado, que hay un alto potencial de crecimiento durante los siguientes años, y por otro, que comenzaremos a observar cada vez más implementaciones en el ámbito educativo.

Las tendencias MOOC, Big Data y el aprendizaje adaptativo en la educación superior se valoran como transformacionales por su capacidad para llevar educación de manera diferente a nuevos estudiantes, lo que permitirá la recolección de grandes cantidades de datos que pueden ayudar a mejorar el ecosistema de la educación (Gartner, 2013).

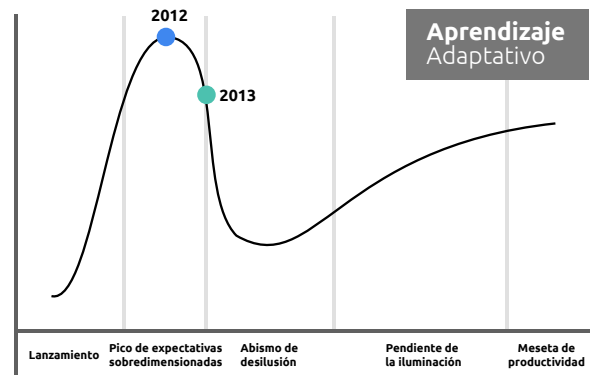


Figura 3. Curva de adopción de tecnologías (Hype Cycle for Education). Adaptación de Gartner, 2012, 2013.

Actualmente nos encontramos ante la esperada oportunidad: por primera vez; los educadores tienen acceso a la tecnología necesaria; sofisticada analítica de datos y aprendizaje; así como, a la investigación emergente sobre cómo aprenden las personas. La convergencia de estos tres elementos hará posible construir sistemas inteligentes de aprendizaje adaptativo (Lemke, 2013, p. 6).

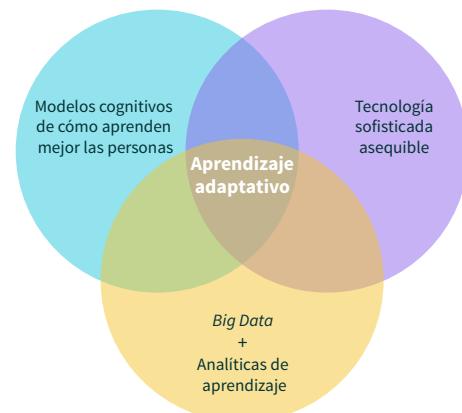


Figura 4. Fenómenos convergentes de apoyo al aprendizaje adaptativo. Adaptación de Lemke, 2014.

APRENDIZAJE y EVALUACIÓN ADAPTATIVO@

1.º
Examen
adaptativo
Binet IQ Test
de Alfred Binet



A normal distribution curve with the following data points:
NORMAL CURVE
STANDARD SCORE: 70, 80, 100, 110, 130, 140
PERCENTAGE: 2.22%, 5.39%, 24.20%, 38.59%, 27.63%, 2.97%

1905

Máquina de Skinner



1950



PLATO
*Programmed Logic
for Automated
Teaching Operations*
Sistema desarrollado en
la Universidad
de Illinois

1959

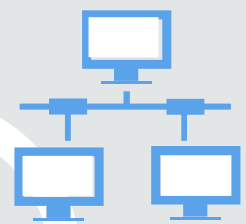
SCHOLAR
Primer sistema
tutorial
inteligente
creado
por Jaime
Carbonell



A small portrait of Jaime Carbonell, a man with a beard and glasses, wearing a light blue shirt and a dark tie.

1970

CAI
*Computer
Aided
Instruction*



1980

LOGO
Lenguaje de programación

Administración de exámenes por computadora



1988

Université 
de Montréal
La Universidad de Montreal organiza la primera **CONFERENCIA INTERNACIONAL DE ITS** (*Intelligent Tutoring Systems*)

1990

Computer Assisted Instruction



1993

AIED

1^a
CONFERENCIA INTERNACIONAL DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EDUCACIÓN (AIED), en Edimburgo, Reino Unido

1998

Carnegie Learning 

2000

LMS
LEARNING MANAGEMENT SYSTEM

2006

TUTORIALES ADAPTATIVOS
Simuladores gráficos



2008



PLATAFORMAS
MÁS POPULARES

 LearnSmart™

 MindTap™
Personal Learning Experience



 Grockit

2009



2010

2011



2012

Gartner
ADOPCIÓN DE LA
TENDENCIA

El aprendizaje
adaptativo llega a
su pico más alto de
expectativas

2014

Modelos de aprendizaje adaptativo

Los proveedores que ofrecen soluciones de aprendizaje adaptativo, suelen trabajar bajo distintas áreas de investigación académica que incluyen sistemas inteligentes de tutoría, aprendizaje automatizado, teorías de la memoria y de carga cognitiva, entre otras. Aunado a esto, los sistemas de aprendizaje adaptativo de forma general se han dividido en categorías o modelos nombrados de diversas maneras. Sin embargo, podemos establecer que, sin importar estas variaciones, existen dos modelos generales aunque no mutuamente excluyentes. Esta idea es también soportada por los investigadores de EGA (2013b, pp. 5-6):

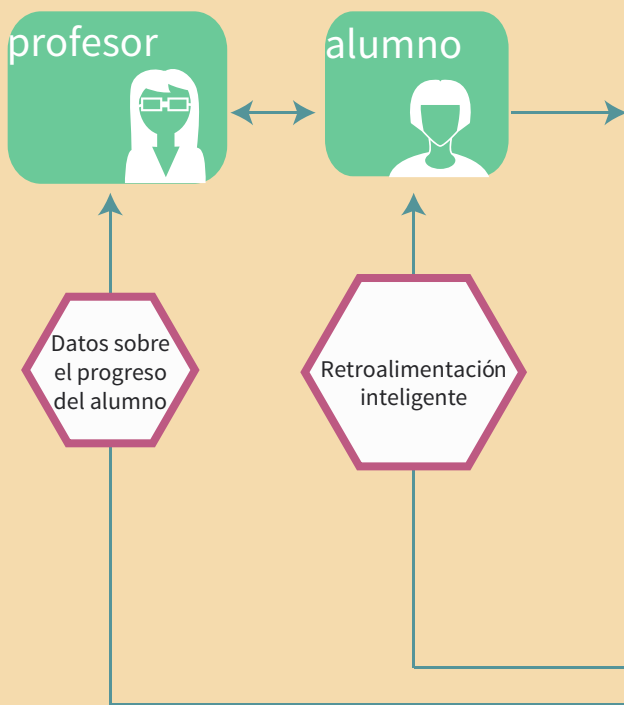
- **Impulsado por el contenido.** Este modelo se basa en el monitoreo del desempeño, las interacciones y los metadatos que se generan de la interacción entre los estudiantes con el contenido. Esta información y su relación con los objetivos de aprendizaje se concentra en un tablero o *dashboard* que el profesor consulta para identificar qué es necesario ajustar,

cambiar o modificar en la instrucción; contenidos o caminos (*paths*) de aprendizaje.

- **Impulsado por la evaluación.** Generalmente es el modelo con el que comúnmente se asocia al aprendizaje adaptativo. En este enfoque, el sistema realiza, casi en tiempo real y de manera dinámica, los ajustes en la instrucción, recursos de aprendizaje y vías o caminos del curso, basándose en la evaluación continua del desempeño y dominio del estudiante. Aquí no es necesaria la intervención del profesor.

Para ilustrar el primer modelo podemos destacar el caso de [Cheryl Lemke](#) (2013), Presidenta del Grupo Metiri, quien desarrolló un modelo impulsado por el contenido al que denominó aprendizaje adaptativo inteligente. Lo define como un aprendizaje digital que envuelve a los estudiantes en un entorno modular de aprendizaje en el que cada una de sus decisiones es capturada y luego utilizada para orientar sus experiencias de aprendizaje y ajustar el camino y ritmo de (y entre) las lecciones. Esto provee información formativa y sumativa a los profesores (p. 2). Este modelo adapta la instrucción a las necesidades únicas de cada alumno, sus conocimientos actuales e intereses.

Salón de clases



Aprendizaje adaptativo inteligente

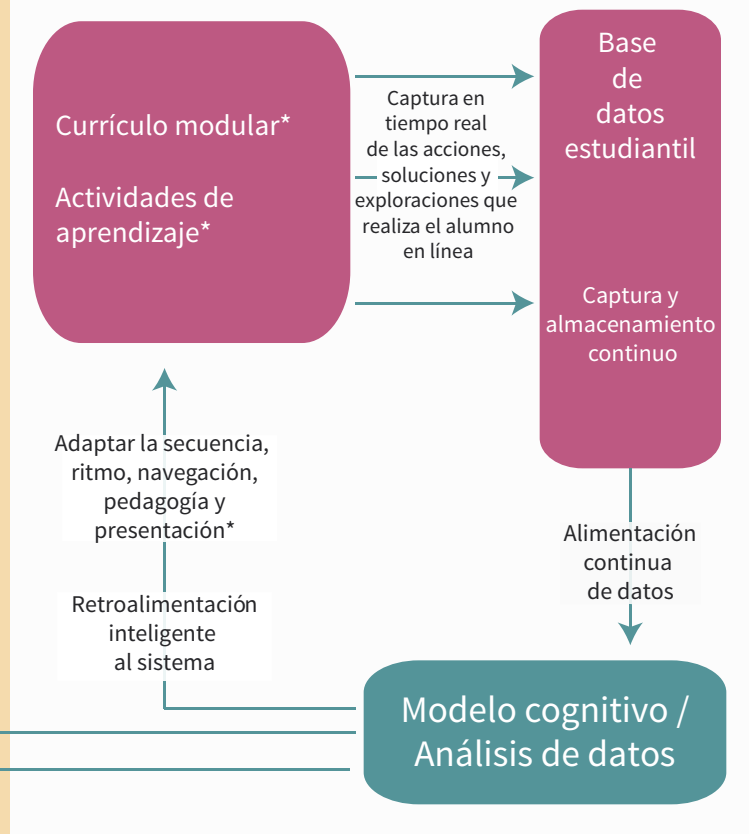


Figura 5. Modelo de aprendizaje adaptativo inteligente. Adaptación de Lemke, 2014.

Los modelos impulsados por la evaluación están basados en sistemas adaptativos computarizados, de acuerdo a Kingsbury, Freeman y Nesterak (2013), estos se caracterizan por tener una estructura y procedimientos elementales: un banco de preguntas desde donde puedan ser extraídas, una calibración en una escala de medición común, un mecanismo de selección de preguntas con base en las respuestas de los estudiantes, un proceso de evaluación de respuestas, un proceso para finalizar la prueba y un reporte de relación entre puntuaciones obtenidas y las necesidades de los estudiantes.

Las pruebas o exámenes adaptativas son una parte fundamental en estos modelos. Estas se componen básicamente de dos etapas: la selección de preguntas y la estimación de puntuación (Davey, 2011). La primera, determina la pregunta o conjunto de preguntas más apropiadas a aplicarse con base en el nivel de desempeño del estudiante. La segunda, utiliza la respuestas que previamente dio el estudiante para estimar su rendimiento; así, las preguntas posteriores serán más adecuadas.

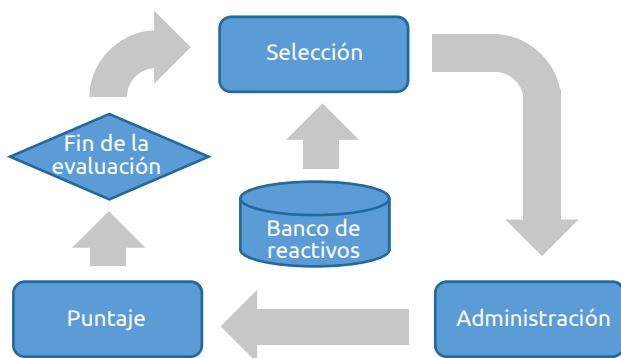


Figura 6. El ciclo de la evaluación adaptativa. Adaptación de Davey, 2011.

La selección de preguntas puede realizarse en varios niveles *Multistage Testing* (MST), la cual empieza con una evaluación de dificultad moderada llamada “examen de redireccionamiento” y, en función del desempeño de los estudiantes, se les asignan preguntas que pueden variar el nivel de dificultad durante su evaluación.

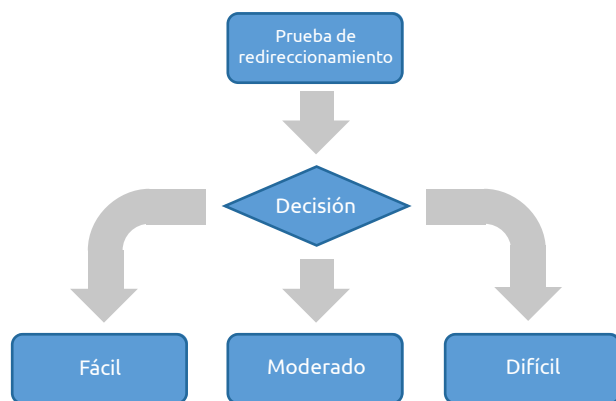


Figura 7. Multievaluación de dos etapas. Adaptación de Davey, 2011.

Las figuras 6 y 7 muestran el flujo de procesos que un modelo de aprendizaje adaptativo impulsado por la evaluación. Este se desarrolla a manera de ciclo, el cual termina cuando se alcanza cierto grado de precisión en la puntuación obtenida o cuando se han aplicado un cierto número de reactivos.

Sistemas adaptativos de aprendizaje y evaluación

Existen diversas aplicaciones de aprendizaje adaptativo que van desde un nivel básico, como los sistemas de respuesta de audiencia (*clickers*) –que permiten a un expositor ajustar su presentación en tiempo real a partir de la retroalimentación que recibe de su público–, hasta sistemas más sofisticados que ajustan el tipo de preguntas que se hacen al estudiante dependiendo de sus respuestas previas, como en el caso del TOEFL por computadora.

Actualmente los sistemas más relevantes en educación son los siguientes:

Exámenes adaptativos (computarizados):

Basadas en las pruebas computarizadas adaptativas (CAT)⁵ son un tipo de evaluación que se construye empleando complejos algoritmos que le permite adaptar, y producir pruebas óptimas para cada estudiante (FastTest, 2013). La prueba se enfoca en proporcionar los elementos que son más apropiados para el nivel de la persona. FastTest establece que estos exámenes ofrecen los siguientes beneficios:

- Pruebas mucho más cortas (reducción entre 50 y 90 por ciento del tiempo)
- Calificaciones más precisas
- Mayor motivación en la persona
- Mayor fiabilidad de la prueba

Tutoriales adaptativos:

Son Sistemas Tutoriales Inteligentes (ITS)⁶ con los que los estudiantes suelen interactuar por medio de una simulación enfocada en una tarea-objetivo mientras van siendo guiados y remediados. Los tutoriales adaptativos pueden presentar diferentes tipos de retroalimentación para el estudiante y el profesor. Los primeros reciben orientación basada en su interacción, mientras que los segundos obtienen retroalimentación sobre sus propias opciones de edición para impulsar la reflexión y adaptación de contenidos (Marcus, Ben-Naim y Bain, 2011, p. 626).

⁵ Por su abreviación en inglés: *Computerized Adaptive Testing*.

⁶ Por su abreviación en inglés: *Intelligent Tutoring System*. El primer ITS se le atribuye a Jaime Carbonell, quien en 1969 desarrolló SCHOLAR para la enseñanza de la geografía latinoamericana (Junghyun, s.f.).

Los tutoriales adaptativos están diseñados para que los profesores puedan monitorear las respuestas globales de grandes grupos de estudiantes, para adaptar la enseñanza y retroalimentación dada por los propios tutoriales y resolver los puntos deficientes más comunes. Mediante el análisis de las respuestas y el desempeño general de los estudiantes se puede observar cómo se involucran para trabajar en dificultades conceptuales (Prusty, Russel, Ford, Ben-Naim, Ho, Vrcelj y Marcus, 2011, p. 2). En estos sistemas, la adaptación se da en tres niveles:

- **Retroalimentación:** a partir de actividades, respuestas, resultados en exámenes y fallas en los mismos.
- **Secuencia de actividades:** dinámicamente con base en el desempeño del estudiante.
- **Reflexión (de parte de los profesores):** conforme a las necesidades y rendimiento de sus estudiantes.

Tutores cognitivos (inteligentes):

Son un tipo muy particular de ITS que usan inteligencia artificial para simular el comportamiento que tendría un tutor humano. Para lograr esto, se han basado en la investigación de IA, una rama de la ciencia que aún se encuentra en desarrollo. Los tutores inteligentes proporcionan ejercicios hasta que se domina el tema; posterior a ello, ofrecen instrucción y retroalimentación personalizada para que el estudiante aprenda a su propio paso; y finalmente, recolectan datos detallados que permite a los instructores, monitorear, e intervenir, si es necesario, en el proceso de aprendizaje.



PLATAFORMAS



 **K12**

AdaptedMind
A better way to learn math

 **i-Ready**

knowre

Carnegie Learning
(Cognitive Tutor)

 **dreambox**
LEARNING

ScotPad

 **Maths-Whizz**
Brought to you by Whizz Education

Bb
Blackboard

 **MindTap**
Personal Learning Experience

 **LearnSmart**

 **Beluga Learning**

 **FastTest**

 **KNEWTON**

 **Grockit**

 **ALEKS**

Desire2Learn

 **SMART SPARROW**

 **McCann Associates**
The World Leader in Higher Education Technologies

 **oscats**

 **PEARSON VUE**
AUTHORIZED TEST CENTER

 **CONCERTO**

IRT
Computerized Adaptive Testing

 **Sherston**

 **declara**

K12 De educación preescolar a media superior

HE Educación profesional

PROMETRIC

 **HE** Higher Education

Figura 8. Plataformas que ofrecen soluciones de aprendizaje y evaluación adaptativos en K12 y HE.

Relevancia para el Tecnológico de Monterrey

Para el Tecnológico de Monterrey, la personalización del aprendizaje siempre ha sido un elemento importante dentro de sus objetivos. Se ha explorado y experimentado con diversos modelos y sistemas durante las últimas cuatro décadas. Podemos recordar que desde la aparición del Sistema de Instrucción Personalizada (SIP) en Brasilia en 1963, la mayor implementación en el mundo de cursos SIP en una sola institución se dio en el Tecnológico de Monterrey (Díaz, 1976).

El aprendizaje y evaluación adaptativos tienen el potencial para continuar mejorando la experiencia de aprendizaje, así como motivar y comprometer mayormente a los estudiantes; personalizar los caminos en cursos y planes de estudio; y permitir que los profesores utilicen el tiempo de clase de manera más enfocada y productiva. Así también, puede contribuir significativamente a la retención estudiantil, la evaluación del aprendizaje y a mejorar el desempeño académico⁷. Permitirá que nuestros estudiantes estén más preparados con los conocimientos, habilidades y competencias que requieren para tener éxito profesional.

Con el nuevo modelo educativo TEC21, el Tecnológico de Monterrey impulsará la implementación de aprendizaje y evaluación adaptativos. Como lo señaló David Garza, Vicerrector de Profesional, en los nuevos planes de estudio se implementarán, en una primera fase, exámenes adaptativos y se incorporará *Mastery Learning* en cursos remediales. Esto apoyará directamente a los objetivos del modelo: flexibilidad y experiencias retadoras e interactivas en el aprendizaje.

El aprendizaje adaptativo desarrollará mejores habilidades cognitivas en nuestros estudiantes e incrementará la productividad académica a través de actividades con impacto cuantificable y de mayor valor en la enseñanza.



Omar Olmos

Director del Departamento de Ciencias Básicas.
Tecnológico de Monterrey, Campus Toluca

⁷ Existen numerosos casos y estudios de éxito respecto a la efectividad del aprendizaje adaptativo que han demostrado un incremento en la calificación (entre el 10 y 15 por ciento), así como en la tasa de terminación (entre el 17 y 20 por ciento). Paralelamente, las instituciones que han implementado de alguna manera sistemas de aprendizaje o evaluación adaptativa también han aumentado el porcentaje de retención estudiantil. Rangos obtenidos considerando los casos de éxito documentados en los sitios web de Knewton, Learn Smart y Carnegie Learning.

Cabe destacar que *Mastery Learning* es una pedagogía que se incorpora adecuadamente en el aprendizaje y evaluación adaptativos. Basada en el [modelo de Bloom](#) (1968), consiste en proporcionar a cada estudiante el tipo de instrucción y la frecuencia necesarias con que se da para lograr un dominio individual más elevado o completo de los temas y un desempeño uniforme del estudiantado (Kulik, Kulik y Bangert-Drowns, 1990). Adicionalmente, ofrece beneficios como: asegurar el alcance del objetivo final de curso, lograr la comprensión y el aprendizaje de material nuevo, proporcionar retroalimentación clara e individualizada para cada estudiante y apoyar a los estudiantes con buen desempeño para que desarrollen su potencial a través de nuevas actividades (Mazarin, 2014).

Por otro lado, los sistemas adaptativos se pueden utilizar en entornos de aprendizaje híbridos para lograr una mayor personalización, lo que permite facilitar a los estudiantes el seguimiento de su propio aprendizaje. Esto desarrolla habilidades de autocontrol y de participación en el proceso de aprendizaje personal (DreamBox Learning, 2014). La combinación de programas de aprendizaje adaptativo con un modelo híbrido también puede mejorar en gran medida el diseño instruccional en el que los profesores se basan para interactuar uno a uno con sus estudiantes.

Las plataformas de aprendizaje y evaluación adaptativo monitorean, y analizan constantemente las respuestas y, con esta información, el profesor puede identificar con mayor precisión si los estudiantes están comprendiendo o no los temas en clase, de tal forma que pueda ofrecerles orientación directa a quienes lo necesiten (Kerns, 2013). Además, permite hacer un balance justo entre el contenido de la clase que se puede ver en línea y las actividades presenciales, liberando tiempo suficiente para profundizar en conceptos más avanzados, y participar en discusiones de más alto nivel. Con ello, el profesor toma un rol más activo como facilitador o mentor (Carter, 2014).

De igual manera el aprendizaje y evaluación adaptativo puede mejorar la experiencia de aprendizaje a través de la interacción profesor-estudiante, ya que provee a ambos retroalimentación inmediata acerca de las fortalezas y debilidades del estudiante, enfocándose en las necesidades particulares de estos. Adicionalmente, ofrece los siguientes beneficios desde la perspectiva del

estudiante (CTU, 2013):

- **Mayor control sobre su aprendizaje:** al presentarles retos y problemas que coinciden con su nivel de comprensión y avance en un tema en particular, los estudiantes pueden aventajar rápidamente las áreas que ya dominan para enfocarse en aquellas en las que necesitan mejorar.

- **Mejores resultados:** los estudiantes pueden tener un mejor desempeño ya que el aprendizaje adaptativo proporciona apoyo adicional específicamente en las áreas que más se les dificulta.
- **Mayor confianza:** Los estudiantes tienen más confianza en sí mismos al abordar proactivamente brechas de aprendizaje que aún no dominan.

Beneficios del aprendizaje y evaluación adaptativos



Figura 9. Beneficios del aprendizaje y evaluación adaptativos.

De acuerdo con Christina Yu (2014), los sistemas adaptativos permiten que los estudiantes puedan tener un mejor dominio en su avance académico mediante las siguientes cuatro acciones:

- **Por medio del error, un elemento fundamental para la mejora del aprendizaje.** El error es el principal elemento que los sistemas adaptativos califican para establecer un camino de aprendizaje acorde a las necesidades de los estudiantes y adecuado a la instrucción que requieren, por lo que es el elemento más valioso de este proceso. Se busca que el camino de aprendizaje se diseñe, y se adapte de forma dinámica a las mejoras mostradas por el estudiante en cada etapa.
- **A través de una retroalimentación rápida que permite intentar, fallar, y volver a intentar.** Proporcionar una retroalimentación en tiempo real (o casi) puede reducir la ansiedad asociada con el desempeño escolar y fomentar una evaluación iterativa del propio aprendizaje. De esta manera el proceso de aprendizaje se enfoca en la exploración y desarrollo del conocimiento a largo plazo, en lugar de enfocarse en una calificación basada en un examen.
- **Mediante un enfoque en las necesidades del estudiante.** Proporcionar información específica centrada en mejorar una habilidad o una competencia del alumno, resolver sus dudas recurrentes, ofrecer apoyo en “lagunas” del conocimiento, y dar retroalimentación efectiva, desarrolla una percepción de su propia capacidad y los valores del trabajo duro y la perseverancia. Además, promueve el desarrollo de una motivación intrínseca.
- **Con la reflexión y la autoconciencia.** Los estudiantes podrán reconocer patrones de su propio aprendizaje: sus errores más frecuentes, los hábitos de estudio que les han dado resultados, los tipos de retos que más les gustan, entre otros, para ampliarlos o modificarlos. A través de un sistema adaptativo se pueden generar reportes que ayuden a identificar estos patrones con el fin de apoyar a los estudiantes en su proceso de aprendizaje, y puedan obtener mejores resultados.

En la práctica, el valor del aprendizaje y evaluación adaptativo radica en los datos, los cuales son incorporados a cada objeto de aprendizaje para identificar su relevancia para los estudiantes al comprender y dominar un tema. De la gran cantidad de información que generan las instituciones educativas se pueden obtener beneficios tangibles (Gartner, 2013). El Tecnológico de Monterrey es una de las pocas universidades en el mundo con la suficiente matrícula estudiantil para alcanzar masa crítica en la recolección de datos, de tal

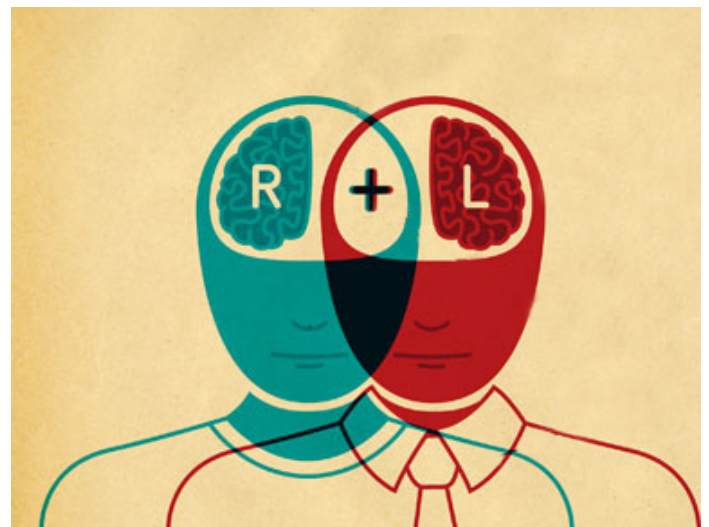
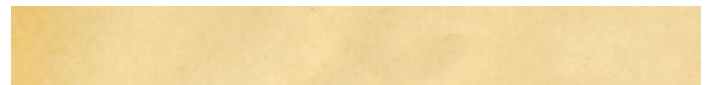
manera que sean estadísticamente relevantes (uno de los grandes desafíos que enfrenta la implementación del aprendizaje adaptativo). El manejo de datos y su análisis ayudarán a generar herramientas predictivas que los educadores podrán utilizar para mejorar el aprendizaje final individual de cada estudiante, creando nuevos mecanismos de seguimiento y adaptación a sus necesidades que con métodos tradicionales no es posible lograr.



Con la integración de plataformas en línea podemos tener experiencias de aprendizaje personalizadas y con la utilización de *Big data* podemos conocer las actividades realizadas y los resultados obtenidos por estudiante o por clase; es por ello que el aprendizaje adaptativo es el futuro de la educación superior.

Doug Guthrie

Profesor de la Universidad George Washington



Aprendizaje y evaluación adaptativos en el Tecnológico de Monterrey

En el Tecnológico de Monterrey existen diversas iniciativas de aprendizaje y evaluación adaptativos. Se listan a continuación algunos trabajos, experiencias y esfuerzos de profesores que están abordando esta temática.

Proyectos de aprendizaje adaptativo

SI-APRENDE

Julieta Noguez, Liliana Argotte,
Gustavo Arroyo y Luis Neri
Campus Ciudad de México

El Sistema Inteligente SI-APRENDE utiliza un modelo tutor partiendo del modelo de un Sistema tutorial inteligente (ITS) para establecer una secuencia y navegación adaptativas de objetos de aprendizaje, bajo el estándar SCORM.

El modelo del ITS se basa en redes de decisión dinámicas para seleccionar la acción pedagógica que mejor se adapte a la situación de aprendizaje de cada estudiante. Fue desarrollado en colaboración con el Instituto de Investigaciones Eléctricas como parte de un proyecto de tesis de maestría.

SiEntrenO

Julieta Noguez, Luis Neri y Daniel Blancas
Campus Ciudad de México

Consiste en un Sistema tutorial inteligente (ITS) empleado para el entrenamiento de operadores novatos de una planta eléctrica de ciclo combinado. Utiliza simulaciones en 3D para visualizar el circuito de la planta en que el operador está practicando. El curso está disponible en un ambiente web integrado que facilita la administración de usuarios y el seguimiento del desempeño de los operadores.

Lo que principalmente facilita el aprendizaje es la modelación y simplificación de conceptos complejos de termodinámica que rigen el funcionamiento de una central termoeléctrica de ciclo combinado. Además, cuenta con experimentos y simulaciones dinámicas en línea cuidadosamente diseñados con variables meta, de restricción, de exploración y variables dinámicas.

El sistema es capaz de inferir, mediante las redes bayesianas y de decisión, el conocimiento que adquiere el operador en función de la interacción con las simulaciones para proporcionarle retroalimentación, ayuda, contenido y nuevos experimentos.

Aprendizaje adaptativo en cursos de matemáticas

Patricia Salinas
Campus Monterrey

La implementación del método de instrucción consiste en la experimentación con tres plataformas de aprendizaje adaptativo en cursos de matemáticas: *Cognitive Tutor*, *Knewton* y *Aleks*.

Cognitive Tutor funciona como guía controlada en los procesos que realiza el estudiante al trabajar en una actividad: lo orienta para que responda correctamente los cuestionarios, o lo invita a rectificar, indicándole lo que debe hacer en cada paso. *Knewton* muestra pequeños videos en los que profesores explican el procedimiento a seguir en una tableta a manera de pizarrón, además de que ofrece retroalimentación en cada respuesta: los ejercicios proporcionan un contexto para el problema y no solo se enfocan en resolver la ecuación. Finalmente, *Aleks* permite que los profesores agreguen soluciones elaboradas previamente, que el estudiante reciba cuando las necesite.

Las tres plataformas conducen al alumno paso a paso por un camino que, si bien puede diferir de un estudiante a otro, es por el que todos recorrerán los mismos contenidos.

AdaptaTEC21

Raúl Crespo y Lourdes Muñoz
Campus Ciudad de México y Santa Fe

En este proyecto se investigará cómo implementar el aprendizaje adaptativo en diferentes áreas disciplinarias tales como Ingeniería, Humanidades y Negocios, en preparatoria y a nivel profesional. AdaptaTEC21 se encuentra en la fase de selección de temas y materias más adecuados para el piloto que se implementará en el segundo semestre de 2014. La hipótesis que proponen los profesores que lideran la iniciativa es que, al combinar actividades presenciales con actividades en la plataforma adaptativa, el aprendizaje del estudiante será más significativo y personalizado.

Híbrido selectivo

Juan Carlos Altamirano y Guillermo Dunckel
Campus Guadalajara

Este es un diseño de programas piloto de cursos híbridos flexibles, adaptables a las necesidades curriculares y personalizables a los requerimientos de cada uno de los involucrados, con lo que se espera enriquecer la experiencia del proceso enseñanza-aprendizaje. El proyecto pretende cubrir la necesidad de contar con una evaluación homogénea, integral, basada en competencias y que aproveche los espacios y recursos humanos. Para lograr esto, se usa una plataforma tecnológica que cuenta con tópicos, material didáctico, recursos y todo tipo de materiales y que, además, permite realizar evaluaciones sin importar en donde estén los estudiantes.

Tutoriales inteligentes interactivos y adaptativos

Rubén Darío Santiago y Francisco Delgado
Campus Estado de México

Con este proyecto se propuso realizar un curso –sobre los primeros tres niveles de la taxonomía de Bloom–, a través de ejercicios típicos que van generando una ruta de aprendizaje personalizada.

El estudiante avanza según las competencias demostradas ya que, si no muestra las habilidades necesarias en un tema, no se le permite continuar hasta tener un dominio satisfactorio.

Proyectos de evaluación adaptativa

Aaprender

Julieta Noguez
Campus Ciudad de México

Este proyecto propone el desarrollo de una herramienta adaptativa de aprendizaje en línea llamada Aaprender. Esta herramienta es un sistema en el cual cada estudiante sigue una secuencia de ejercicios distinta, dependiendo de su interacción con el sistema, y proporciona retroalimentación a los estudiantes de acuerdo a sus respuestas anteriores. Si la opción elegida es la correcta, el sistema les proporciona un problema reto de mayor nivel de dificultad o les despliega el siguiente problema de la lista; si la opción seleccionada es incorrecta, le proporciona un problema derivado del mismo tipo aunque de menor nivel de dificultad para remediar ese error particular. Adicionalmente, los profesores pueden generar reportes específicos sobre el desempeño de los estudiantes y del grupo en general.

Clase de álgebra lineal

Eduardo Uresti
Campus Monterrey

Consiste en la creación de un banco de más de 900 reactivos que están distribuidos a lo largo de todo el curso. Durante varios semestres se depuró la base de datos, obteniendo indicadores psicométricos que han ayudado a determinar el grado de dificultad y a discriminar aquellos que no se acercan al objetivo de la prueba, con el fin de obtener resultados confiables a partir de dichos reactivos. También se han creado materiales didácticos para todos los temas del curso.

Actualmente está en desarrollo un sistema que permita relacionar las evaluaciones de los estudiantes con materiales específicos del curso para realizar evaluaciones personalizadas.

TecEval

Gerardo Aguilar
Campus Ciudad de México

Es un sistema de evaluación dinámica en línea, accesible desde web o dispositivo móvil, para los cursos de física y matemáticas, con posibilidad de aplicarse a otras materias. Permite la creación de preguntas dinámicas (algorítmicas) y preguntas abiertas, facilitando la escritura de símbolos matemáticos, y determinando la calificación automática de los diferentes tipos de preguntas. Adicionalmente, este sistema proporciona el seguimiento estadístico de los estudiantes que se integra al sistema *Newton GymLab* (proyecto NOVUS).



Proyectos de personalización del aprendizaje

Sistema SSEA

Omar Olmos
Campus Toluca

Es un sistema de información que permite concentrar los resultados de desempeño de cada grupo y, a partir de estos, mostrar a estudiantes, profesores y directivos información relevante sobre el desempeño académico del alumnado, así como la calidad del servicio que el profesor ofrece en cada curso.

Actualmente en el campus Toluca se imparten cerca de 200 cursos en los que se encuentran asignaturas básicas de profesional y de preparatoria. Este sistema ha sido adoptado por los campus Central de Veracruz, Ciudad Obregón, Cuernavaca, Guadalajara, Hidalgo y Santa Fe. Gracias al uso de esta herramienta, los estudiantes han logrado incrementar su porcentaje de aprobación en pruebas estandarizadas de CENEVAL (EXIL) de 65 a 95 por ciento en materias de física y matemáticas del primer tercio de carreras profesionales.

Pruebas WAVE y Estancias doctorales

Área de Egresados
EGADE Business School

La Escuela de Negocios de la EGADE aplica a todos los estudiantes las pruebas WAVE en con las que se detecta su nivel de desarrollo de competencias y, a partir de ahí, se genera una serie de talleres que los estudiantes toman, con el fin de que puedan terminar de desarrollar esas competencias.

Los doctorados de la Escuela de Negocios de la EGADE y de otras escuelas nacionales de posgrado son diseñados a la medida de cada estudiante, quien realizará estancias de investigación específicas para desarrollar competencias en su disciplina.

Personal Pace

Gabriela Vázquez
Campus Guadalajara

En campus Guadalajara se están buscando nuevas maneras de acreditar materias adaptándose a los diferentes perfiles de los estudiantes. El proyecto va dirigido a intentar aplicarse a todas las materias del Tecnológico de Monterrey, sin embargo, de momento solo está enfocado a la clase de matemáticas remedial. La metodología que se está usando es la modularización de la materia. Para colocar al estudiante en dichos módulos, se le aplica un examen diagnóstico. La primera implementación será en julio 2014.

ADN del estudiante Tec

Angélica Ibarra Aoki y Sergio Sánchez
Campus Guadalajara

El objetivo de este proyecto es definir las variables que permitan conocer, explicar, y adaptar los procesos de enseñanza-aprendizaje. Esto se logra a través de la recolección de datos sobre estilos de aprendizaje, exámenes psicométricos, currículos, desempeño académico y perfiles de las competencias del alumnado. La plataforma generará indicadores y tableros que permitan a directivos, directores de carrera, profesores y tutores identificar factores de riesgo en el éxito estudiantil, y formular acciones adecuadas para asegurarlo.

Esta plataforma busca asegurar que los estudiantes se gradúen con el perfil correspondiente a la misión de la Institución. En la primera fase del proyecto se realizó un prototipo a partir de bases de datos existentes. En la segunda fase (enero de 2015) se construirán bases de datos a partir de información que no se tiene capturada aún.

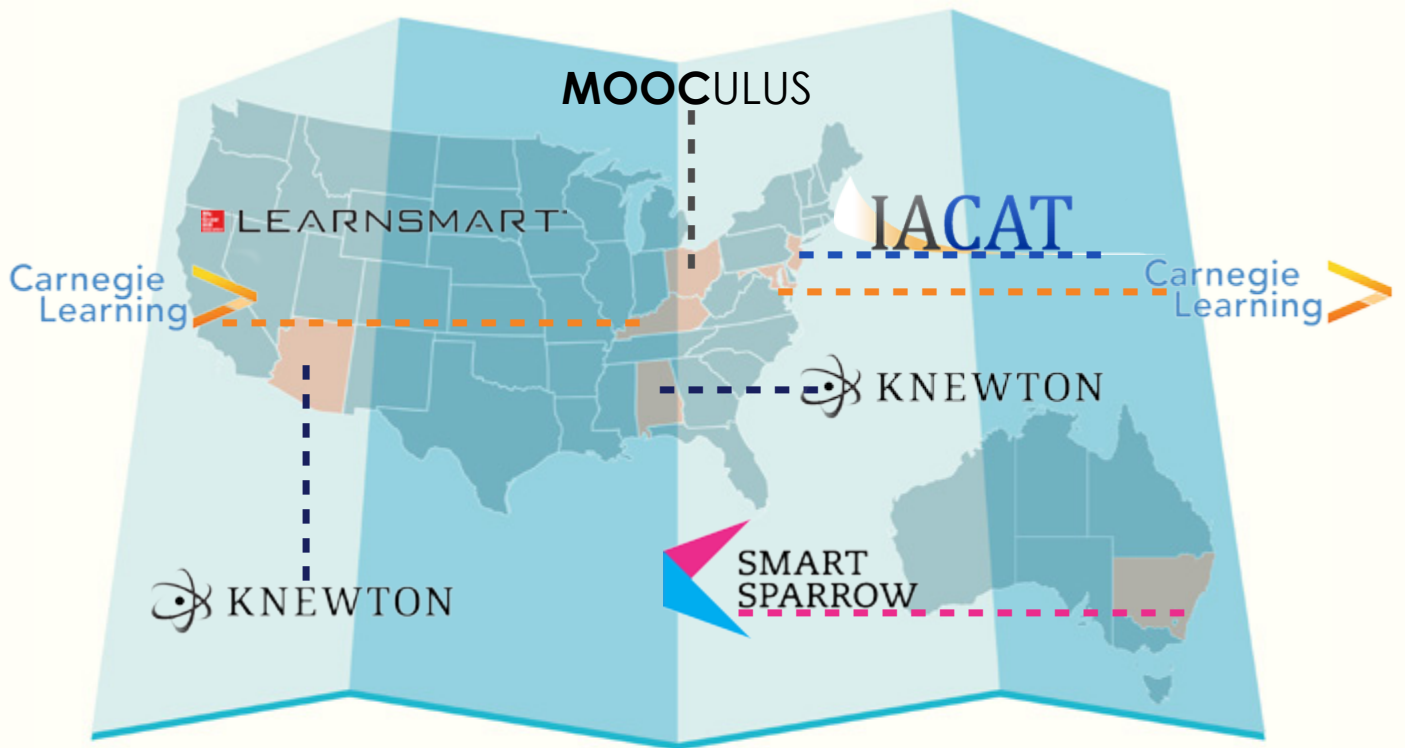
Analíticas de aprendizaje

Julieta Noguez y Omar Olmos
Campus Ciudad de México y Toluca

Analíticas de aprendizaje es un proyecto de colaboración conjunta entre profesores de los campus Ciudad de México y Toluca, que buscan conjuntar los esfuerzos que han realizado en los últimos años con el desarrollo en los temas de sistemas de instrucción adaptativos y sistemas de información que la muestran en tiempo real. La idea es elegir adecuadamente acciones pedagógicas, primeramente, a través de un modelo educativo apoyado por TIC, así como con modelos predictivos que permitan implementar procesos adaptativos con apoyo del análisis de datos para detectar factores críticos de baja académica.

El propósito final es lograr que tanto el estudiante como el docente interactúen de forma integral, e impactar positivamente en el aprendizaje de los estudiante.

¿Qué están haciendo otras instituciones?



$$f_x \sqrt{x}$$

Mejor desempeño en cursos de matemáticas

Disminución del porcentaje de deserción



2002-2004

- La Preparatoria Dundalk (Maryland) incrementó el porcentaje de estudiantes aprobados en la clase de matemáticas de un 49 a un 86 por ciento, utilizando el *Cognitive Tutor Software* de Carnegie Learning (Carnegie Learning, 2004).

2009

- El distrito de escuelas preparatorias del oeste de Kentucky obtuvo los mejores puntajes en matemáticas empleando el *Cognitive Tutor Software* de Carnegie Learning (Murrin, 2009).

2010

- La Universidad de New South Wales aplicó tutoriales adaptativos en línea con la plataforma Smart Sparrow en el primer año de carrera de la Ingeniería Mecánica, logrando disminuir el porcentaje de deserción de estudiantes en un 31 por ciento.

2011

- La Universidad Estatal de Arizona (ASU) rediseñó sus cursos de matemáticas con el apoyo de la plataforma Knewton. Resultados preliminares del estudio mostraron un aumento del 18 por ciento en la cantidad de estudiantes con calificación aprobatoria; además, el porcentaje de retención subió un 47 por ciento. La universidad estima que a la fecha se han retenido 12 millones de dólares que de otra manera se hubieran perdido por la baja de matrículas (EGA, 2013a, p. 11).
- Además, la universidad se asoció con Pearson para implementar en sus clases –en línea e híbridos–, el sistema de Knewton. Pearson proporcionó el contenido didáctico y Knewton los algoritmos y la plataforma (Kolowich, 2013a).

2012

- La Universidad de Alabama (UA) utilizó Knewton en la clase de matemáticas remedial, y obtuvo resultados en el porcentaje de estudiantes aprobados: demostró un incremento del 70 al 87 por ciento en el primer semestre (Knewton, 2012).
- Jim Fowler y Thomas Evans, profesores de la Universidad Estatal de Ohio, crearon un MOOC (Calculus One) para enseñar cálculo, utilizando la evaluación adaptativa. Para ello, desarrollaron la herramienta MOOCulus como complemento de la plataforma de Coursera.

2013

- Distintas universidades técnicas y estatales de Estados Unidos utilizaron la plataforma LearnSmart de McGraw-Hill. Tuvieron un aumento del 10 al 15 por ciento en el desempeño de sus estudiantes y, en algunos casos, también un incremento en la retención del 17-20 por ciento⁸.

2014

- La Asociación Internacional para Pruebas de Adaptación Computarizada (IACAT por sus siglas en inglés) realizará en Princeton la Cumbre de las Pruebas Computarizadas del 8 al 10 de octubre. La organización estará a cargo del Educational Testing Service (ETS), bajo el tema “Enfrentando, y resolviendo los desafíos de la medición educacional y psicológica en el siglo 21”.

⁸ Información recolectada de los estudios de casos y eficiencia de LearnSmart.

¿Hacia dónde se dirige esta tendencia?

En 2014, la revista *The Chronicle of Higher Education* condujo una encuesta en la que se les preguntó a 350 presidentes de diversas universidades acerca de las tendencias que consideraban más relevantes para la educación superior en Estados Unidos. Los resultados muestran que los cursos híbridos (combinación de educación en línea y presencial) y el aprendizaje adaptativo tendrán una fuerte influencia positiva sobre la educación superior en el futuro.

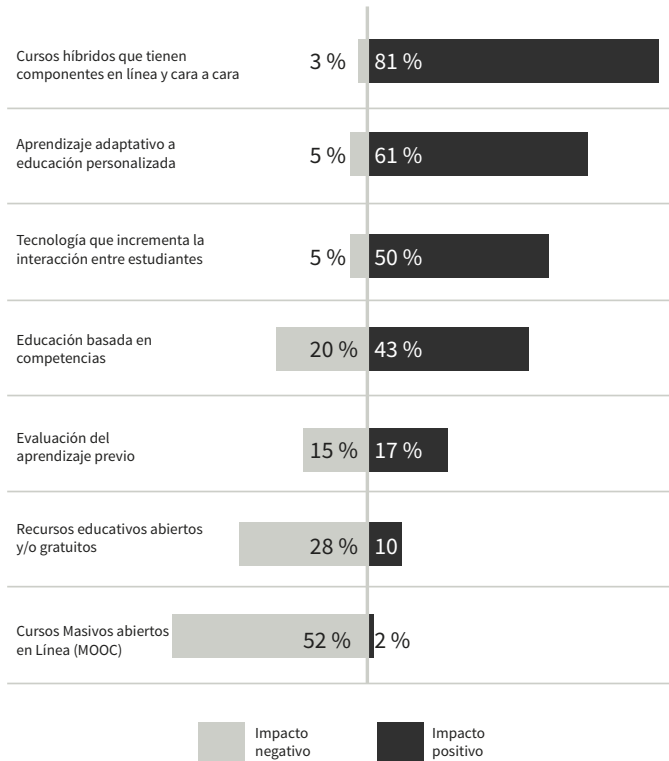


Figura 10. Predicciones sobre cuáles innovaciones tendrán mayor impacto en la educación superior (en Estados Unidos). Adaptación del reporte *The Innovative University: What College Presidents Think About Change in American Higher Education. The Chronicle of Higher Education, 2013.*

Por un lado, la integración del aprendizaje adaptativo en los MOOC permitirá a los maestros medir la comprensión de los temas en tiempo real, y ajustar el material que se presenta a los estudiantes de acuerdo a las necesidades de cada uno para alcanzar niveles más altos de sus competencias (Kolowich, 2013b). Adicionalmente, el grado de personalización que habilitan los sistemas de aprendizaje adaptativo permitirá crear un modelo de capacitación profesional y entrenamiento [educación continua] mucho más eficiente en escala masiva (Nielson, 2014). Se espera que haya más experimentación como la que realizó la Universidad Estatal de Ohio con el MOOC *Calculus One* en el que se utilizó la evaluación adaptativa (herramienta *MOOCulus*).

Por otro lado, las instituciones educativas empiezan a analizar la integración del aprendizaje adaptativo con analíticas de aprendizaje. Esto permitirá que el profesor cuente con información sobre el desempeño de sus estudiantes en otros cursos fuera de su clase, identificar problemas de aprendizaje para resolverlos a tiempo, conocer la efectividad de un curso o programa en particular e identificar áreas de mejora, personalizar sus cursos, descubrir tendencias y patrones sobre el comportamiento de los estudiantes y otros beneficios más (NMC, 2014).



En aprendizaje adaptativo hay dos tendencias principales: analíticas de aprendizaje para adaptar las estrategias educativas y el diseño instruccional; y, modelos inteligentes para inferir el estado cognitivo del estudiante para proporcionarle contenidos, actividades y evaluaciones acorde a su interacción y su forma de aprender.

Julieta Noguez

Profesora líder de la cátedra de investigación en eLearning y Modelos Inteligentes. Tecnológico de Monterrey, CCM.

La implementación del aprendizaje adaptativo en los cursos también puede facilitar la incorporación de otras tendencias educativas. Por ejemplo, se podrían incluir de manera transparente elementos de gamificación como: barras de progreso, medallas, tablero de resultados, conexión con redes sociales, historia o metáfora, entre otros, con los que aumenta potencialmente la motivación y enganche al proponer experiencias retadoras de aprendizaje, e incrementar el desempeño de los estudiantes. El aprendizaje adaptativo, al ajustar la instrucción y la evaluación de acuerdo a la capacidad de cada alumno, incrementa su confianza, equilibrando lo que sabe en ese momento con lo que puede lograr. A su vez, conforme a su progreso, el estudiante va desarrollando habilidades, y alcanzando metas apoyado en la retroalimentación y el diseño instruccional que recibe del maestro.

Por su parte, *Big Data* está tomando un rol cada vez más importante en la toma de decisiones en las universidades ya que, con el análisis de los bancos de datos, se pueden identificar patrones y relaciones complejas, logrando demostrar con mayor precisión la efectividad de modelos educativos. Por ejemplo: a través del uso de *Big Data*, en conjunto con herramientas de aprendizaje adaptativo, se pueden identificar qué secciones de un libro son las más

difíciles de comprender o cuáles son más efectivas para explicar conceptos. Al contar con una gran cantidad de datos sobre consultas, resultados, tiempos de respuesta, porcentaje de avance sobre cada uno de los párrafos de un libro, se podrá tener una imagen mucho más clara y puntual sobre qué contenido es eficaz en la explicación de conceptos; cuáles tienen que refinarse y cuáles son las secciones en las que los estudiantes están teniendo mayor dificultad (Feldman, 2014).

Las editoriales educativas Pearson, McGraw-Hill, Wiley & Sons y Cengage Learning han incorporado sus

contenidos de libros de texto en plataformas dinámicas en línea equipadas con las herramientas necesarias para recolectar datos de los estudiantes que están interactuando con los contenidos. Proveedores como Blackboard y Ellucian han invertido en herramientas de análisis con la intención de predecir el éxito de los estudiantes con base en los datos registrados en sus sistemas. Adicionalmente, la Fundación Bill y Melinda Gates, con su influencia en la educación superior, promueve el uso de datos para medir, y mejorar los resultados del aprendizaje tanto en línea como en las aulas tradicionales (Kolowich, 2013).



Una mirada crítica

Existen dos desafíos clave en la implementación del aprendizaje adaptativo. El primero es conseguir conjuntos de datos estadísticamente válidos que permitan proporcionar consejos de aprendizaje personalizado para los estudiantes, considerando en ello la preparación que implica para los profesores o expertos que desarrollarán contenidos, además del diseño instruccional correspondiente. Por otro lado, el segundo desafío es que cada vez surgen en escena más y más proveedores lo cual puede provocar cierta confusión que impacta negativamente en los estudiantes al momento de transitar entre las distintas plataformas de aprendizaje adaptativo.

Es muy importante poner sobre la mesa el tema de la estandarización de metadatos para la recolección de grandes conjuntos de datos que se requieren para proporcionar una transición transparente entre las plataformas que existen y las que surgirán. También es necesario considerar en qué grado la regulación legal de privacidad del estudiante y el rechazo estudiantil al seguimiento de sus interacciones impactarán en la recolección de información. Finalmente, aún hace falta demostrar que las plataformas de aprendizaje adaptativo funcionan con cualquier tema, no únicamente en aquellos que son relativamente estructurados como sucede en el área de la Matemática (Gartner, 2013).

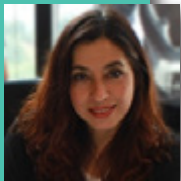


Figura 11. Principales desafíos que enfrenta el aprendizaje adaptativo.

Aprendizaje 1:1 vs. Aprendizaje colaborativo

Dan Meyer, doctorando en educación por la Universidad de Stanford y conferencista renombrado en temas relacionados, lanzó en mayo de 2014 una provocadora pero interesante crítica sobre el aprendizaje adaptativo: *Adaptive Learning Is An Infinite iPod That Only Plays Neil Diamond*. Para Meyer, un modelo de aprendizaje adaptativo computarizado deja de lado los procesos sociales de aprendizaje que surgen de la interacción entre estudiantes, interacciones que no pueden ser individualizadas o de tipo autogestionado. Las lecciones y la fluidez del procedimiento son aspectos importantes de la educación en el campo de las matemáticas, pero son solo unas de las piezas del universo de experiencias en Matemática.

La presencia en el aula debe aprovecharse para hacer algo que la tecnología no provee... diferentes enfoques o acercamientos, actividades retadoras, colaboración... en fin, buscar que el estudiante se apasione por el conocimiento científico.



Patricia Salinas

Profesora Investigadora del Departamento de Matemáticas y Escuela Nacional de Posgrado en Educación, Tecnológico de Monterrey, MTY.

A esta crítica enfocada principalmente a la tecnología, Tim Hudson, director de diseño curricular en DreamBox Learning, comentó que la adaptabilidad es algo que ya existe y siempre ha estado presente en los salones de clase. Sin elementos de adaptabilidad, las aulas, aplicaciones y *software* no podrían ser realmente eficaces para aprender o recibir retroalimentación. Sin embargo, la adaptabilidad (por personas o computadoras) no significará mucho si las tareas de los estudiantes son estrechas y poco profundas o si los problemas no invitan a los estudiantes a usar sus propias ideas de manera que surjan equivocaciones que provoquen la profundización en la comprensión conceptual. El *software* no puede y no debe intentar hacer todo, los estudiantes deben colaborar entre sí con tareas enriquecedoras. Aun así, un *software* bien diseñado, puede apoyar al aprendizaje de los estudiantes y complementar sus experiencias en el aula de una manera que no era posible sin la tecnología digital.

¿Qué pueden evaluar las computadoras?

Una de las promesas de la instrucción asistida por computadora es que cada estudiante recibe lo que necesita porque la computadora puede averiguar rápidamente lo que este sabe y lo que no. La computadora puede evaluarlo de manera instantánea, constante y, con

base en esto, puede suministrarle contenido adecuado de manera más ágil; un maestro definitivamente no cuenta con el tiempo suficiente para lograr esto.

Justin Reich (2014), en su artículo *Computers Can Assess What Computers Do Best*, realizó un análisis sobre la evaluación por computadora y hacia dónde se dirige esta tendencia. Establece que en general, las computadoras –sin entrenamiento humano– son capaces de evaluar aspectos cuantitativos, computacionales, cosas que las computadoras hacen bien. Es decir, las computadoras destacan en evaluaciones que los humanos ya no necesitamos hacer, funcionando como apoyo y no como competencia.

Las computadoras pueden evaluar eficientemente lo siguiente:

- Preguntas de opción múltiple
- Respuestas cuantitativas con respuesta única
- Código computacional
- Ensayos estandarizados de unas 400 palabras (con ayuda humana)

El cuestionamiento sobre la evaluación por computadora es sumamente relevante para los modelos de aprendizaje combinado y para aquellos modelos impulsados por la evaluación que dependen de un *software* para medir el progreso y enseñar a los estudiantes. Reich concluye que mientras estemos limitados por la capacidad de evaluación de las computadoras, vamos a enfrentarnos a serias limitaciones en los ámbitos en donde las computadoras pueden complementar o sustituir a los profesores. Es decir, los lugares en donde la evaluación por computadora se quede corta, podrían ser los más importantes para el aprendizaje de los estudiantes.

Diseño con base en perfiles de comportamiento

Audrey Watters (2012) describe que cualquier empresa que ofrece *software* de aprendizaje adaptativo está influenciada fuertemente –si no es que totalmente– por el conductista B. F. Skinner. El enfoque de Skinner es en efecto utilizado por muchos desarrolladores de plataformas adaptativas puesto que la recolección e interpretación de datos se realiza con base en el comportamiento del estudiante (o consumidor). Sin embargo, sabemos que las ideas de Skinner no coinciden con la investigación acerca de cómo los seres humanos se desarrollan cognitivamente.

Por otro lado, Tim Hudson (2012) explica que a pesar de que los desarrolladores de aprendizaje adaptativo tienen objetivos nobles, el diseño de cada plataforma revela los enfoques y suposiciones pedagógicas importantes hechas por los mismos desarrolladores. Es decir, si

analizamos el diseño de una plataforma adaptativa podríamos determinar la pedagogía utilizada para involucrar a los estudiantes con el aprendizaje.

Si bien este diseño de plataformas con base en un “perfil de comportamiento” es eficaz para la formulación de recomendaciones de entretenimiento (Netflix), tiene otras debilidades y limitaciones cuando se implementa directamente al aprendizaje.



Tim Hudson

Director de diseño curricular en DreamBox Learning

Hudson (2012), en su artículo “*Adaptive Learning Technologies: Pedagogy Should Drive Platform*” resume las debilidades que tiene una plataforma adaptativa diseñada únicamente basándose en perfiles de comportamiento:

- Se replican muchos de los errores de la Instrucción Individualmente Prescrita (IPI, abreviación en inglés), más notablemente el supuesto de que “el aprendizaje se produce por la acumulación de pequeños trozos” (Shepard en Hudson, 2012).

- Estas plataformas dependen de un modelo en el que el profesor (o sistema) “transmite” contenido y los estudiantes se convierten en “receptores” de la información. Las lecciones y la enseñanza se vuelven estáticas y nunca se involucra a los estudiantes en un auténtico pensamiento independiente.
- Los datos recolectados (aunque en enorme cantidad) no son acerca de la comprensión de los estudiantes y el desarrollo cognitivo, sino sobre los comportamientos y la capacidad de replicar procedimientos en temas con evaluación de poca profundidad.
- La “adaptabilidad” para los estudiantes que no progresan es esencialmente una recomendación de abordar el mismo contenido estático o similar una y otra vez.

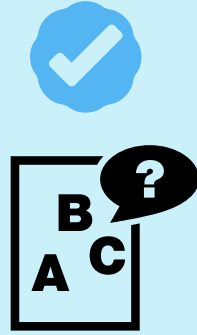


Acciones recomendadas

Recomendaciones elaboradas por el Observatorio de Innovación Educativa que permitirán explorar el potencial del aprendizaje y evaluación adaptativos



Analiza la materia o contenidos que impartes, identifica qué contenidos se pueden aplicar con aprendizaje o evaluación adaptativos



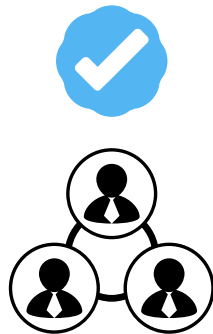
Aplica cuestionarios de hábitos estudio, inteligencias múltiples o estilos de aprendizaje que te proporcionen más información sobre tus estudiantes



Analiza las plataformas disponibles (apóyate en esta infografía)



Platica con tu departamento académico sobre la posibilidad de implementar un programa piloto



Si en tu institución ya existen proyectos de aprendizaje o evaluación adaptativos en desarrollo, únete en colaboración. Si eres tú quien ya cuenta con un proyecto en desarrollo, comparte tu experiencia con tus colegas



Contacta al departamento encargado de Tecnologías para el Educación de tu institución para analizar cómo se pueden habilitar estas herramientas adaptativas



Profesor del Tecnológico de Monterrey: únete a la comunidad innovadora

Créditos y agradecimientos

Equipo del Observatorio

José Escamilla
Bryan Calleja
Eder Villalba
Esteban Venegas
Karina Fuerte
Rubí Román
Zayra Madrigal

Agradecimientos

Ana María Zermeño
Ana Rosa Villegas
Angélica Camacho
Angélica Ibarra Aoki
Beatriz Palacios
Daniel Blancas
Eduardo Uresti
Enrique Bores
Francisco Delgado
Gabriela Vázquez
Gerardo Aguilar
Gonzalo Reza

Guillermo Dunckel
Gustavo Arroyos
José Alfredo Hernández
Juan Carlos Altamirano
Julieta Noguez
Kenneth Bauer
Leonardo Glasserman
Liliana Argotte
Lourdes Muñoz
Lorena Piña
Luis Neri
María Esther Cárdenas

Omar Olmos
Patricia Salinas
Raúl Crespo
Rocío Gómez-Tagle
Rubén Darío Santiago
Sandra Castellanos
Serio Sánchez
Silvia Catalina Farías
Comunidad Innovadora del
Tecnológico de Monterrey

Únete a la
conversación
en nuestras
redes sociales



 <http://bit.ly/ObservatorioFB>

 [@observatorioedu](https://twitter.com/observatorioedu)

 <http://bit.ly/ObservatorioGPlus>

Envíanos tu retroalimentación:
<http://goo.gl/OS1gkr>



Referencias

- Argotte L., Arroyo-Figueroa G., Noguez J. (2011) SI-APRENDE: An Intelligent Learning System Based on SCORM Learning Objects for Training Power Systems Operators. En *Developing Concepts in Applied Intelligence Studies in Computational Intelligence*. (Mehrotra K.G. and etal) (Ed). Springer-Verlag 2011, Volumen 363/2011, 33-38, DOI: 10.1007/978-3-642-21332-8 ISBN 978-3642-213331-1
- Ben-Naim, D. (2010, agosto). A software architecture that promotes pedagogical ownership in intelligent tutoring systems. En UNSW Australia Library. Recuperado de: <http://unsworks.unsw.edu.au/fapi/datastream/unsworks:9219/SOURCE02>
- Bienkowski, M., Feng, M. y Means, B. (2012) Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief. En ED.gov US Department of Education. Recuperado de: <http://www.ed.gov/edblogs/technology/files/2012/03/edm-la-brief.pdf>
- Binet, A., & Simon, Th. A. (1905). Méthode nouvelle pour le diagnostic du niveau intellectuel des anormaux. *L'Année Psychologique*, 11, 191-244. Recuperado de: http://www.persee.fr/web/revues/home/prescript/article/psy_0003-5033_1904_num_11_1_3675
- Bloom, B. S. (1968, mayo). Learning for Mastery. En *Evaluation comment* (Vol. 1, No. 2). Los Angeles: Universidad de California en Los Angeles, Center for the Study of Evaluation of Instructional Programs. Recuperado de: <http://programs.honolulu.hawaii.edu/intranet/sites/programs.honolulu.hawaii.edu/intranet/files/upstf-student-success-bloom-1968.pdf>
- Boersma, J. (2013, agosto). New Research Validates Effectiveness of Adaptive Learning. En *EmergingEdTech*. Recuperado de: <http://www.emergingedtech.com/2013/08/new-research-validates-effectiveness-of-adaptive-learning/>
- Briggs, L. L. (2014). Enhancing a MOOC With Adaptive Learning. En *Campus Technology*. Recuperado de: <http://campustechnology.com/Articles/2014/05/14/Enhancing-a-MOOC-With-Adaptive-Learning.aspx?Page=1>
- Campbell Polson, M. Richardson, J. J. (1988). *Foundations of Intelligent Tutoring Systems*. En Psychology Press. ISBN: 978-0805800531.
- Carnegie Learning (2004). Success Stories. En Carnegie Learning, Inc. Recuperado de: <http://www.carnegielearning.com/success-stories/>
- Carter, M. (2014, abril). Adaptive Learning Technology: What It Is, Why It Matters. En *Eduventures*. Recuperado de: <http://www.eduventures.com/2014/04/adaptive-learning-technology-matters/>
- Coursera (2013). 5 Tips: Learn more effectively in class with Mastery Learning. En *Coursera Blog*. Recuperado de: <http://blog.coursera.org/post/50352075945/5-tips-learn-more-effectively-in-class-with-mastery>
- CTU (2013). Learning Gets Personal: Transforming the One-Size-Fits-All Approach to Higher Education. En Colorado Technical University. Recuperado de: <http://www.coloradotech.edu/~media/CTU/Files/ThoughtLeadership/ctu-adaptive-learning-whitepaper.ashx>
- Davey, T. (2011, noviembre). A Guide to Computer Adaptive Testing Systems. En *ccsso*. Recuperado de: http://www.ccsso.org/Documents/2011/Guide_to_Computer_Adaptive_2011.pdf
- Diaz Lopez, J. A. (1976). Sobre la efectividad del Sistema de Instrucción Personalizada. En *Revista de la Educación Superior*, no. 20, vol. 5, octubre-diciembre, pp. 1-7. Publicaciones ANUIES. Recuperado de: <http://publicaciones.anui.es.mx/revista/20>
- DreamBox Learning (2014). Adaptive Learning Guide. En DreamBox Learning Inc. Recuperado de: <http://www.dreambox.com/adaptive-learning>
- EGA (2013a, marzo). Learn to Adapt: A Case for Accelerating Adaptive Learning in Higher Education. En *Educational Growth Advisors*. Recuperado de: http://edgrowthadvisors.com/wp-content/uploads/2013/03/Learning-to-Adapt-White-Paper_Education-Growth-Advisors_March-2013.pdf
- EGA (2013b, abril). Learn to Adapt: Understanding the Adaptive Learning Supplier Landscape. En *Educational Growth Advisors*. Recuperado de: http://edgrowthadvisors.com/wp-content/uploads/2013/04/Learning-to-Adapt_Report_Supplier-Landscape_Education-Growth-Advisors_April-2013.pdf
- Emerson, K. (2013, julio). More students succeed with adapt courseware, according to 2012-2013 academic year validation studies. En *Adapt Courseware*. Recuperado de: <http://adaptcourseware.com/2013-validation-studies/>
- FastTest (2013a). CAT: Advantages of Computerized Adaptive Testing [white paper]. En *FastTEST Web*. Recuperado de: http://www.fasttestweb.com/ftw-docs/CAT_Advantages.pdf
- FastTest (2013b). CAT: The future of assessment, available now. En *FastTEST Web*. Recuperado de: <http://www.fasttestweb.com/adaptive-testing/>
- Fischman, J. (2011, mayo). The Rise of Teaching Machines. En *The Chronicle of Higher Education*. Recuperado de: <http://chronicle.com/article/The-Rise-of-Teaching-Machines/127389/>
- Feldman, R. (2014). Big Data, Adaptive Technology Are Heating Up the Publishing Industry. En *Wired: Innovation Insights*. Recuperado de: http://insights.wired.com/profiles/blogs/why-big-data-adaptive-technology-are-heating-up-the-publishing?xg_source=activity#axzz34RMYerF2
- Feldstein, M. (2014, marzo). Learning Analytics and Adaptive Learning. En *e-Literate TV*. Recuperado de: <http://e-literate.tv/s1-e5/>
- Gartner (2013, julio). Hype Cycle for Education, 2013. En Gartner Inc. Recuperado de: <https://www.gartner.com/doc/2559615>
- Garza, D. y Martínez, R. (2014, abril). TEC21: Presentación de avances y planes de estudio. ITESM. Recuperado de: <http://apps05.ruv.itesm.mx/portal/uvtv/video/videotecmy.jsp?folio=6524>
- GettingSmart Staff (2012, mayo). Knewton Engages Students With Personalized, Adaptive Math Courses. En *Getting Smart*. Recuperado de: <http://gettingsmart.com/2012/05/knewton-engages-students-with-personalized-adaptive-math-courses/>
- Guthrie, D. (2013, agosto). Moocs are a distraction from real business school reform. En *Financial Times*. Recuperado de: <http://www.ft.com/cms/s/2/4b7570c4-0507-11e3-9ffd-00144feab7de.html#axzz2yPUSMyHa>
- Hudson, T. (2012). "Adaptive" Learning Technologies: Pedagogy Should Drive Platform. En *edtechdigest*. Recuperado de: <http://edtechdigest.wordpress.com/2012/11/27/adaptive-learning-technologies-pedagogy-should-drive-platform/>
- IACAT (s.f.). First Adaptive Test. En *International Association for Computerized Adaptive Testing*. Recuperado de: <http://iacat.org/content/first-adaptive-test>
- Institute of Education Science (2009, julio). Cognitive Tutor Algebra I. En U.S. Department of Education. Recuperado de: http://ies.ed.gov/ncee/wwc/pdf/intervention_reports/www_cogtutor_072809.pdf
- Junghyun, A. (s. f.). The History of Instructional Technology. En *University of Illinois Board of Trustees*. Recuperado de: <http://people.lis.illinois.edu/~chip/projects/timeline/1969an.html#Scholar>
- Kerns, D. (2013). Six key benefits of adaptive learning. En *DreamBox Learning, Inc*. Recuperado de: <http://www.dreambox.com/blog/six-benefits-of-adaptive-learning>
- Keune, K. (2013, noviembre). The Massive Impact of MOOCs at Ohio State. En *Office of Distance Education and eLearning de la Universidad Estatal de Ohio*. Recuperado de: <http://odee.osu.edu/news/156>
- Kingsbury, G., Freeman, E., y Nesterak, M. (2014). The Potential of Adaptive Assessment. En *ASCD*. Recuperado de: <http://www.ascd.org/publications/educational-leadership/mar14/vol71/num06/The-Potential-of-Adaptive-Assessment.aspx>
- Knewton Inc. (2011, enero). Arizona State University Partners with Knewton. En *Knewton*. Recuperado de: <http://www.knewton.com/about/press/arizona-state-university-partnership/>
- Knewton Media (2011, noviembre). Pearson and Knewton Partner to Advance Next Generation of Digital Education. En *Knewton*. Recuperado de: <http://www.knewton.com/about/press/pearson-partnership/>
- Knewton (2012). A Platform for Learning Success. Recuperado de: <http://www.knewton.com/platform/efficacy/>

- Kolowich, S. (2013a, enero). The New Intelligence. En Inside Higher Ed. Recuperado de: <http://www.insidehighered.com/news/2013/01/25/arizona-st-and-knewtons-grand-experiment-adaptive-learning#sthash.GTKsKcng.dpbs>
- Kolowich, S. (2013b, diciembre). What if You Blended Adaptive Learning With MOOCs? En The Chronicle of Higher Education. Recuperado de: <http://chronicle.com/blogs/wiredcampus/what-if-you-blended-adaptive-learning-with-moocs/49109>
- Kulik C., Kulik J., y Bangert-Drowns, R. (1990). Effectiveness of Mastery Learning Programs: A Meta-Analysis. En Review of Educational Research (Vol. 60, No. 2, pp. 265-299). Recuperado en: <http://competencyworks.pbworks.com/w/file/attach/70372726/1170612.pdf>
- La educación prohibida (2013, agosto). La educación prohibida. Recuperado de: <http://www.educacionprohibida.com/>
- Lemke, C. (2014). Intelligent Adaptive Learning: An Essential Element of 21st Century Teaching and Learning. En Dreambox Learning. Recuperado de: <http://www.dreambox.com/white-papers/intelligent-adaptive-learning-an-essential-element-of-21st-century-teaching-and-learning>
- Linacre, J. M. (2000). Computer-adaptive Testing: A Methodology Whose Time Has Come. En Instituto for Objective Measurement, Inc. MESA Memorandum, No. 69. Recuperado de: <http://www.rasch.org/memo69.pdf>
- Marcus, N., Ben-Naim, D. y Bain, M. (2011, abril). Instructional Support For Teachers and Guided Feedback For Students In An Adaptive eLearning Environment. En 2011 Eighth International Conference on Information Technology: New Generations (ITNG). Recuperado de: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5945309>
- Mazarin, J. (2014). Mastery Learning Model: Definition, Theory & Approach. En Education portal. Recuperado de: <http://educationportal.com/academy/lesson/mastery-learning-model-definition-theory-approach.html#lesson>
- McGraw-Hill Education (2014). Case and efficacy studies. En LearnSmart Advantage. Recuperado de: <http://learnsmartadvantage.com/instructors/case-studies/?products=learnsmart&outcomes=grades&subject=>
- McLaren, B. (2013, noviembre). Adaptive Online Learning. The Present and Future of Education. En John Wiley & Sons, Inc. Recuperado de: http://www.wiley.com/college/sc/oriondemo/pdf/Adaptive_Online_Learning.pdf
- Meyer, D. (2014, mayo). Adaptive Learning Is An Infinite iPod That Only Plays Neil Diamond. En dy / dan. Recuperado de: <http://blog.mrmeyer.com/2014/adaptive-learning-is-an-infinite-ipod-that-only-plays-neil-diamond/>
- Morales, f. (s.f.). SCHOLAR: El primer Tutorial Inteligente. En UNED. Recuperado de: <http://www.uned.es/pfp-internet-y-educacion/scholar.html>
- Murrin, M. (2009). Carnegie Learning Credited with Helping Kentucky School District Achieve Highest 2009 Academic Gains in the State. En REUTERS. Recuperado de: <http://www.reuters.com/article/2009/11/05/idUS224636+05-Nov-2009+BW20091105>
- Nepom, J. (2013, octubre). Knerds on the Board: What is Adaptive Learning? En The Knewton Blog. Recuperado de: <http://www.knewton.com/blog/adaptive-learning/knerds-on-the-board-what-is-adaptive-learning/>
- Nielson, B. (2014, marzo). MOOCs and Adaptive Learning Technologies. En Your Training Edge. Recuperado de: <http://www.yourtrainingedge.com/moocs-and-adaptive-learning-technologies/>
- NMC (2014). NMC Horizon Report 2014 Higher Education Edition. En The New Media Consortium. Recuperado de: <http://www.nmc.org/publications/2014-horizon-report-higher-ed>
- Nwana, H, S. (1990, diciembre). Intelligent tutoring systems: an overview. En Artificial Intelligence Review 1990, Volume 4, Issue 4, pp 251-277. Recuperado de: <http://link.springer.com/article/10.1007/BF00168958>
- Prusty, G.B., Russell, C., Ford, R., Ben-Naim, D., Ho, S., Vrclj, Z. y Marcus, N. (2011, abril 11). Adaptive Tutorials to target Threshold Concepts in Mechanics – a Community of Practice Approach. En 2011 Eighth International Conference on Information Technology: New Generations (ITNG). Recuperado de: <http://www.adaptiveelearning.com/papers/Using%20Intelligent%20Tutoring%20Systems%20in%20Mechanics%20Courses,%20a%20Community%20of%20Practice%20Approach.pdf>
- Reich, J. (2014, abril). Computers Can Assess What Computers Do Best. En EdTech Researcher, Education Week's blogs. Recuperado de: http://blogs.edweek.org/edweek/edtechresearcher/2014/04/computers_can_assess_what_computers_do_best.html
- Smart Sparrow Pty Ltd (2013). World's first Adaptive eLearning Platform. En Smart Sparrow. Recuperado de: <https://www.smartsparrow.com/research/>
- Spiro, L. (2013, octubre) More data, better learning? A balanced look at adaptive learning systems. En Digital Scholarship in the Humanities Exploring the digital humanities. Recuperado de: <http://digitalscholarship.files.wordpress.com/2013/10/spiroadaptivelearningfinalrev.pdf>
- Stanford University (2014). Paced Education. En Stanford2025. Recuperado de: <http://www.stanford2025.com/paced-education>
- The Chronicle of Higher Education (2014). The Innovative University: What College Presidents Think About Change in American Higher Education. Recuperado de: http://images.results.chronicle.com/Web/TheChronicleofHigherEducation/%7B983b0cef-adb7-46e9-9d09-2c2034ba23eb%7D_Presidents_report_-_the_innovative_university_Workday_web.pdf
- The Office of Assessment, Evaluation, and Research Services (OAERS) (s.f.). Item Response Theory Resource Center. En School of Education, University of North Carolina at Greensboro. Recuperado de: <http://erm.uncg.edu/oaers/methodology-resources/item-response-theory/>
- Venable, M. (2011, agosto). Adaptive Learning Technology: An Introduction. En Online Colleges 2014. Recuperado de: <http://www.onlinecollege.org/2011/08/30/adaptive-learning-technology-an-introduction/>
- Wainer, H. (2000). Computerized Adaptive Testing: A Primer. Lawrence Erlbaum Associates. Mahwah, NJ.
- Watter, A. (2012, agosto). Why Should Techies Care About Education Theory? En Hack Education. Recuperado de: <http://www.hackeducation.com/2012/08/02/education-theorists/>
- Waters, J. K. (2014, mayo). Adaptive Learning: Are We There Yet? En THE Journal. Recuperado de: <http://thejournal.com/articles/2014/05/14/adaptive-learning-are-we-there-yet.aspx#S6lwlS2MBygkwct1.99>
- Wleklinski, N. (2011). Skinner's Teaching Machine and Programmed Learning Theory. En University of Illinois Board of Trustees. Recuperado de: http://people.lis.illinois.edu/~chip/projects/timeline/1954teaching_machine.html
- Yu, C. (2014, enero). Intelligence Shaping. En edtechdigest. Recuperado de: <http://edtechdigest.wordpress.com/2014/01/17/intelligence-shaping/>

Imágenes y otros recursos

- Billy A. (2014, febrero 1). Variations on a colour background (ID:1437982). En freeimages. Recuperado de: <http://www.freeimages.com/photo/1437982>
- Davis, C. (2009, enero 14). Visualization of wiki structure using prefuse visualization package. En Wikimedia Commons. Recuperado de: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Visualization_of_wiki_structure_using_prefuse_visualization_package.png
- Flaticon (2014). Íconos varios. Recuperados de: <http://www.flaticon.com>
- Kulinski, D. (2012). Upward trend [fotografía]. En reddit c2.Staticflickr. Recuperado de https://c2.staticflickr.com/8/7073/7182702787_a5571958d3_z.jpg
- Levi, L. (2010, mayo 25). Is the traditional business world at war with creativity? (high res). En Flickr (Opensource.com). Recuperado de: <http://www.flickr.com/photos/47691521@N07/4639590640/>
- Thelmadatter (2014, enero 15). ClassroomMoveableFurnitureITESMCCM02. En Wikimedia Commons. Recuperado de http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/0/0f/ClassroomMoveableFurnitureITESMCCM_02.JPG
- Walsh, I. (2009, octubre 12). IBM CIO Report: Key Findings. En Flickr (IvanWalsh.com). Recuperado de: <https://www.flickr.com/photos/ivanwalsh/4006230793/in/photostream/>

OBSERVATORIO

de Innovación Educativa

Identificamos y analizamos las tendencias educativas y experiencias pedagógicas que están moldeando el aprendizaje del futuro



Reporte

Semanal

Síntesis de medios con las notas y artículos más relevantes en educación, tecnología e innovación



Reporte

Edu Trends

Análisis profundo de las tendencias con mayor potencial de impacto en la educación superior



Reporte

Edu bits

Análisis condensados de temas estratégicos para la educación



Conference

Watch

Agenda e informes de los eventos más relevantes en el mundo sobre innovación educativa

y más...

Suscríbete
observatorioedu.com





Tecnológico de Monterrey



Usted es libre de compartir, copiar y redistribuir este material en cualquier medio o formato, adaptar, remezclar, transformar y crear a partir del material sin cargo o cobro alguno por alguno de los autores, coautores o representantes de acuerdo con lo términos de la licencia Creative Commons: Atribución - No Comercial - Compartir Igual 4.0 internacional. Algunas de las imágenes pueden tener derechos reservados.