

Viviana Beatriz Cappello

Grupo en Investigación de la Enseñanza de la Ciencias (IEC) - Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional La Plata., Argentina
vivi@frlp.utn.edu.ar

Ingenio Tecnológico

vol. 8, e077, 2026
Universidad Tecnológica Nacional, Argentina
ISSN-E: 2618-4931
Periodicidad: Frecuencia continua
ingenio@frlp.utn.edu.ar

Recepción: 22 febrero 2026
Aprobación: 03 abril 2026

URL: <https://portal.amelica.org/ameli/journal/266/2665532012/>

Resumen: Este trabajo analiza el papel de la memoria interna como motor oculto del aprendizaje en un contexto de creciente uso de Inteligencia Artificial Generativa en la educación superior en Ingeniería. Desde un marco neurocognitivo, se concibe el cerebro como un territorio activo donde los engramas se consolidan mediante práctica, recuperación activa, error de predicción y descanso. En el Laboratorio de Matemática, se implementaron actividades híbridas que combinan resolución de problemas, uso guiado de IAG y reflexión metacognitiva. Posteriormente, se desarrolló un estudio exploratorio, descriptivo con 132 estudiantes de primer año de todas las carreras de Ingeniería. Se aplicó una encuesta neurodidáctica sobre dependencia cognitiva, ilusión de comprensión, memoria interna y esfuerzo cognitivo. Los resultados muestran alta dependencia de IAG, debilitamiento de la recuperación libre y fuerte presencia de ilusión de comprensión, en quienes usan IA más de una hora diaria. Se discute la necesidad de integrar la IAG como andamiaje y no como sustituto del esfuerzo mental.

Palabras clave: memoria interna, Inteligencia Artificial Generativa, aprendizaje profundo, ilusión de comprensión, Laboratorio de Matemática..

Abstract: This study analyzes the role of internal memory as the hidden driver of learning in a context of increasing use of Generative Artificial Intelligence (GAI) in higher engineering education. From a neurocognitive perspective, the brain is conceived as an active territory where engrams are consolidated through practice, active retrieval, prediction error, and rest. Within the Matemática Laboratory, hybrid activities were implemented combining problem-solving, guided use of GAI, and metacognitive reflection. Subsequently, an exploratory and descriptive study was conducted with 132 first-year engineering students from all engineering programs. A neurodidactic survey was administered to assess cognitive dependence, illusion of understanding, internal memory, and cognitive effort. The results show a high level of dependence on GAI, weakened free recall, and a strong presence of illusion of understanding among students who use AI more than one hour per day. The findings highlight the need to integrate GAI as a cognitive scaffold rather than as a substitute for mental effort.

Keywords: internal memory, Generative Artificial Intelligence, deep learning, illusion of understanding, mathematics laboratory..

INTRODUCCIÓN

El proceso de aprendizaje es una de las pocas experiencias humanas que nos permite descubrir un mundo nuevo repetidamente. Podemos imaginar la mente como un territorio en constante expansión, dinámico y vivo, donde cada nuevo concepto adquirido es como fundar una pequeña aldea en tierra desconocida.

Inicialmente, ese conocimiento es frágil: apenas un campamento improvisado que requiere atención y práctica para consolidarse. Sin actividad cognitiva sostenida, estas primeras huellas pueden debilitarse o desaparecer.

Con el esfuerzo sostenido, el estudio activo, la resolución de problemas, la reflexión y la repetición, ese campamento se transforma gradualmente en una ciudad bien conectada dentro del mapa mental del estudiantado.

En este sentido, aprender no consiste en almacenar datos estáticos. Por el contrario, implica construir estructuras cognitivas interconectadas que se reorganizan y fortalecen con cada experiencia significativa.

La memoria humana desempeña aquí un papel crucial. Lejos de ser un simple depósito de información, la memoria es un sistema activo, constructivo y dinámico.

Cada evocación, aplicación o reconstrucción del conocimiento modifica las huellas neuronales y fortalece las conexiones sinápticas que sostienen la memoria. Este proceso permite consolidar el aprendizaje y reorganizar las redes cognitivas implicadas. En consecuencia, aprender no consiste en acumular información, sino en transformar la arquitectura funcional del cerebro mediante la construcción y estabilización de estructuras neuronales que posibilitan la comprensión, la recuperación y la transferencia del conocimiento. Cada vez que evocamos un recuerdo o aplicamos un concepto, las conexiones neuronales involucradas aumentan su eficiencia funcional.

Este fenómeno, conocido como plasticidad sináptica dependiente de la actividad, implica que el uso reiterado de una red neuronal incrementa su estabilidad y accesibilidad, y consolida el aprendizaje en la memoria de largo plazo (Kandel, 2001; Brown, Roediger y McDaniel, 2014). Metafóricamente, estas conexiones se asemejan a senderos que se ensanchan con el tránsito frecuente, y facilita el acceso posterior a la información almacenada.

En el ámbito de la educación matemática, estos procesos cobran especial importancia. Un laboratorio de matemática típicamente ofrece un espacio didáctico donde se combinan materiales manipulativos, recursos tecnológicos y estrategias prácticas para que el estudiantado explore conceptos de forma activa y experimental. Las actividades diseñadas en este contexto (resolución de problemas, experimentación con objetos, simulaciones, debates) buscan “hacer pasar la mente por la experiencia del contenido”, es decir, comprometer al/la estudiante en un trabajo intelectual auténtico. Distintas investigaciones pedagógicas indican que el uso de laboratorios de matemática promueve un aprendizaje activo, mejora la comprensión de conceptos abstractos y desarrolla el pensamiento crítico. Facilita que el alumnado conecte la teoría con aplicaciones prácticas. Dichas actividades prácticas actúan como los “andamios” que ayudan a los y las alumnos/as a construir sus propias catedrales de conocimiento ladrillo por ladrillo, desarrollar habilidades desde los fundamentos (por ejemplo, operaciones básicas, manipulación algebraica) hasta la resolución de problemas complejos. El esfuerzo cognitivo invertido en estas tareas, al reflexionar sobre un teorema, escribir una demostración o descubrir un patrón matemático, es lo que siembra en el cerebro las huellas neuronales iniciales (engramas) que luego, con sucesivas prácticas y revisiones, se consolidarán en aprendizajes sólidos.

El concepto de que el esfuerzo cognitivo contribuye a la formación de huellas neuronales duraderas encuentra sus antecedentes en la teoría de los engramas, introducida originalmente por Semon a comienzos del siglo XX y desarrollada posteriormente por Hebb (1949), quien postuló que la activación repetida de conjuntos neuronales fortalece sus conexiones sinápticas. Este principio, conocido como plasticidad sináptica dependiente de la actividad, establece que las redes neuronales se modifican estructuralmente como resultado de su uso y constituye la base biológica del aprendizaje.

Investigaciones posteriores en neurobiología, particularmente las de Kandel (2001), demostraron que la formación de memorias implica cambios funcionales y estructurales en las sinapsis. Incluye el fortalecimiento sináptico y la creación de nuevas conexiones neuronales. Estos cambios constituyen el correlato fisiológico de los engramas, entendidos como patrones de actividad neuronal que codifican la experiencia. Estudios más recientes han confirmado que estos engramas pueden ser identificados como ensamblajes específicos de neuronas cuya activación representa un recuerdo particular (Josselyn, Köhler & Frankland, 2015).

Desde la psicología cognitiva, múltiples investigaciones han demostrado que el esfuerzo cognitivo activo desempeña un papel central en la consolidación del aprendizaje. Bjork y Bjork (2011) introdujeron el concepto de “dificultades deseables”, muestra que las condiciones que requieren mayor esfuerzo mental generan aprendizajes más duraderos. Del mismo modo, Brown, Roediger y McDaniel (2014) evidenciaron que actividades como la evocación, la resolución de problemas y la generación activa de respuestas fortalecen las redes neuronales involucradas.

En el campo específico del aprendizaje matemático, este proceso adquiere una relevancia particular. La reflexión sobre teoremas, la construcción de demostraciones y el descubrimiento de patrones implican una activación profunda de redes neuronales asociadas al razonamiento abstracto, la memoria de trabajo y la integración conceptual. Esta actividad cognitiva intensa favorece la estabilización progresiva de los engramas mediante procesos de consolidación, que transforman representaciones inicialmente frágiles en estructuras neuronales más estables y accesibles (Dudai, 2004).

El aprendizaje duradero no es el resultado de la exposición pasiva a la información, sino de la actividad cognitiva significativa. Es el esfuerzo mental invertido en comprender, relacionar y aplicar el conocimiento lo que permite la formación y consolidación de las huellas neuronales que sustentan el aprendizaje.

Ahora bien, la irrupción de herramientas digitales avanzadas, especialmente la Inteligencia Artificial Generativa (IAG), plantea un nuevo desafío dentro y fuera del Laboratorio de Matemática. Estas IA (como los modelos de lenguaje tipo ChatGPT) pueden producir al instante explicaciones, resoluciones de ejercicios y textos impecablemente redactados. A primera vista, su uso promete eficiencia y respuesta inmediata a cualquier duda del estudiantado. Sin embargo, apoyarse de forma indiscriminada en estas herramientas conlleva el riesgo de “habitar ciudades que no hemos construido”. En otras palabras, el/la estudiante puede obtener resultados correctos sin recorrer los senderos cognitivos necesarios para entender verdaderamente el proceso. Algunos neuroeducadores describen esta situación como una “urbanización sin cimientos”: el alumnado presenta tareas perfectamente resueltas, por ejemplo, un informe matemático bien escrito o un problema complejo aparentemente solucionado, pero detrás de ese producto impecable no ha habido un proceso de aprendizaje genuino. El conocimiento no ha sido integrado en la arquitectura mental del estudiantado, quien se instala en un rascacielos sin conocer sus cimientos. Cuando luego enfrenta una situación nueva, una variación del problema o un contexto de incertidumbre que no coincide exactamente con lo visto, esa construcción colapsa: la respuesta ya no aparece, las ideas se muestran desconectadas, y aflora la confusión. En efecto, sin proceso no hay aprendizaje duradero.

Este panorama nos lleva a reflexionar sobre el equilibrio entre aprovechar las ventajas de la IAG y preservar los procesos cognitivos fundamentales en la enseñanza de la matemática. Se hará hincapié en conceptos de memoria, comprensión y transferencia de conocimiento, apoyándome en hallazgos de la literatura reciente. La meta es ofrecer un contexto conceptual sólido para entender cómo integrar la IA en educación de manera que potencie, y no debilite, la construcción interna del conocimiento en estudiantes de nivel superior.

MARCO TEÓRICO

Desde la perspectiva de la psicología cognitiva y la neuroeducación, aprender significa construir estructuras vivas en el cerebro. Cada nueva noción aprendida deja huellas físicas en nuestras redes neuronales: surgen engramas, que son conjuntos de neuronas cuyas conexiones sinápticas se fortalecen cuando se activan en conjunto durante la adquisición de un conocimiento o habilidad. Inicialmente, estos engramas son inestables y fáciles de perder, como ladrillos recién colocados sin fraguar, pero con la práctica repetida y espaciada, dichas conexiones se refuerzan volviéndose más duraderas.

Un elemento esencial para que los conocimientos pasen de la memoria de corto plazo a la de largo plazo es la interacción activa con los contenidos. No basta con exponer la mente a una explicación una vez; es necesario volver sobre la idea, manipularla, discutirla, aplicarla y hasta equivocarse con ella. Este principio ha sido ampliamente documentado por la psicología cognitiva, que demuestra que el aprendizaje duradero depende de procesos de elaboración activa que fortalecen la codificación y consolidación de la información en la memoria (Kandel, 2001).

Esta elaboración profunda del material genera una codificación más sólida que la mera lectura superficial. Según la teoría de los niveles de procesamiento, cuanto más significativa y elaborada es la interacción con el contenido, mayor es la probabilidad de que se consolide en la memoria de largo plazo. Por ejemplo, explicar un concepto con palabras propias, comparar un teorema matemático con otro previamente estudiado o relacionar una fórmula con una experiencia concreta, son estrategias que establecen múltiples conexiones semánticas, facilita su almacenamiento y posterior recuperación (Brown, Roediger & McDaniel, 2014).

En cambio, limitarse a releer apuntes o subrayar pasivamente suele generar una ilusión de aprendizaje: sentimos familiaridad con el texto, pero en realidad no hemos incorporado su significado de manera perdurable. Este fenómeno ha sido estudiado extensamente bajo el concepto de ilusión de competencia o ilusión de conocimiento, donde quienes estudian sobreestiman su comprensión debido a la familiaridad perceptiva con el material, sin haber desarrollado una representación funcional del mismo (Bjork, Dunlosky & Kornell, 2013).

La investigación educativa denomina ilusión de competencia a este fenómeno, muy común entre estudiantes: creer que “se sabe” algo por el simple hecho de haberlo leído o de haber visto cómo se resuelve, cuando realmente no se posee la habilidad para reproducirlo o aplicarlo por cuenta propia. Diversos estudios han demostrado que la relectura genera una falsa sensación de dominio, mientras que las estrategias que implican evocación activa y generación de respuestas producen aprendizajes significativamente más duraderos (Roediger & Karpicke, 2006).

Un ejemplo clásico es el del estudiante que sigue y entiende la explicación de un problema matemático en clase o en un libro, y piensa que ya lo domina; pero al intentar resolver uno similar desde cero se encuentra perdido. En términos cognitivos, la exposición pasiva generó familiaridad con el procedimiento, más no un aprendizaje funcional capaz de guiar la resolución autónoma. Como señalan Brown, Roediger y McDaniel (2014), el aprendizaje efectivo requiere un esfuerzo cognitivo activo que permita construir representaciones mentales estables y transferibles a nuevas situaciones.

La manera de superar estas ilusiones es mediante la práctica activa y la autoevaluación constante. Técnicas como la recuperación activa (active recall) han demostrado ser de las más efectivas para consolidar conocimientos: consisten en intentar recordar o aplicar la información sin mirarla, el cerebro reconstruye el material desde sus propias huellas internas. Cada vez que logramos evocar un concepto o resolver un ejercicio de memoria, fortalecemos los caminos neuronales correspondientes, como quien ejercita un músculo en el gimnasio. Por el contrario, cuando únicamente volvemos a leer la solución o dejamos que otra entidad (sea un compañero, un libro resuelto o una IA) nos lo dé hecho, nos privamos de ese “gimnasio mental”. En el contexto del Laboratorio de Matemática, las actividades propuestas, resolver problemas nuevos, experimentar con variaciones, debatir estrategias en grupo, obligan al alumnado a poner en juego sus conocimientos y recuperar lo aprendido en situaciones distintas, lo cual es fundamental para afianzar la comprensión y lograr la transferencia del aprendizaje a escenarios no idénticos al estudiado. Estas prácticas suelen incorporar también la estrategia del intercalado (interleaving), que consiste en mezclar distintos tipos de problemas o temas en vez de practicarlos siempre en bloques homogéneos. Aunque al principio resulte más difícil, el intercalado fuerza al cerebro a discriminar y elegir métodos, a profundizar la comprensión conceptual y evitar la dependencia de pistas de contexto.

La teoría cognitiva moderna enfatiza que la dificultad óptima, es decir, desafíos moderados que requieren esfuerzo pero son abordables, es el terreno donde ocurre el aprendizaje más efectivo, ya que si la tarea es demasiado fácil no estimula crecimiento, y si es demasiado difícil genera bloqueo. Las actividades en un laboratorio educativo es buscar ese equilibrio: mantener a los/las estudiantes desafiados pero motivados, y promover errores productivos que luego se analizan, corrigen y aprenden.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN EDUCACIÓN: BENEFICIOS POTENCIALES Y RIESGOS COGNITIVOS

La aparición de sistemas de IAG ha abierto horizontes inéditos en la educación que incluye a la enseñanza de la matemática. Modelos de lenguaje avanzados pueden explicar conceptos, responder preguntas, generar ejemplos y hasta proponer ejercicios en segundos, personalizando la información al nivel del estudiante. En principio, esta tecnología puede desempeñar el papel de tutor inteligente disponible de manera permanente, capaz de aclarar dudas específicas y ofrecer retroalimentación inmediata. Por ejemplo, un/a estudiante que no recuerda cómo abordar una ecuación diferencial puede recibir una explicación detallada paso a paso, mientras que otro que redacta un informe puede obtener sugerencias para mejorar la claridad y coherencia de sus argumentos matemáticos.

Utilizada estratégicamente, la IA tiene el potencial de enriquecer el entorno del Laboratorio de Matemática mediante la incorporación de recursos complementarios: ejercicios ajustados al nivel de avance, múltiples enfoques para un mismo concepto, simulaciones dinámicas y apoyos didácticos personalizados.

Asimismo, diversas experiencias indican que delegar en estos sistemas ciertas tareas operativas, como la corrección automática de ejercicios cerrados o la generación de representaciones gráficas, permitiría optimizar el tiempo de estudiantes y docentes. De este modo, podrían centrarse en procesos cognitivos de mayor complejidad, tales como la interpretación crítica de resultados, el análisis conceptual profundo o el diseño de proyectos con aplicación contextualizada.

No obstante, junto a este potencial positivo emergen serias precauciones. El acceso inmediato a respuestas correctas y textos bien elaborados puede generar en el estudiantado una sensación engañosa de dominio. Diversos autores han advertido sobre el riesgo de un “sedentarismo cognitivo” en la era de la IA. Del mismo modo que la automatización física llevó a estilos de vida más sedentarios corporalmente, la automatización cognitiva podría promover la pereza mental: ¿para qué esforzarse en pensar, recordar o escribir algo, si un asistente artificial puede hacerlo en nuestro lugar? El cerebro humano, producto de la evolución, tiende a ahorrar energía y a evitar el esfuerzo innecesario siempre que puede. Así, la comodidad de delegar tareas intelectuales en la IA tienta al alumno/a a no dar esos “golpes de cincel” necesarios para esculpir su propio aprendizaje. En palabras de Bilinkis y Sigman (2023), “el uso indiscriminado de la inteligencia artificial nos pone en riesgo de delegar excesivamente habilidades cruciales y así perder autonomía en nuestro proceso de pensamiento”.

Cuando la IA hace todo por el/la estudiante, redacta sus conclusiones, resuelve sus cálculos, resume las lecturas, los circuitos cerebrales asociados a esas funciones dejan de ejercitarse. A corto plazo, el producto puede ser impecable; a largo plazo, se debilita lo que los neurólogos llaman reserva cognitiva, es decir, la fortaleza y flexibilidad de las redes neuronales que nos permiten enfrentar nuevos problemas y aprender de situaciones inéditas.

La IAG es capaz de generar explicaciones tan claras y bien estructuradas que, al leerlas, el/la estudiante siente que “todo tiene sentido”. Esa claridad estilística puede hacer creer que realmente se domina el tema, cuando en realidad solo se ha consumido una excelente puesta en escena del conocimiento, sin haberlo procesado activamente. Guerra y Araya (2025), tras investigar el impacto de los resúmenes automáticos en habilidades lectoras, señalan que la facilidad con que la IA brinda respuestas reduce el esfuerzo cognitivo y puede socavar la lectura profunda y el pensamiento crítico de los/las estudiantes. El cuerpo estudiantil se acostumbra a respuestas instantáneas y explicación perfecta, lo que hace confundir familiaridad con comprensión real. Como advierten estos investigadores, “la ilusión de comprensión puede llevar a pensar que se ha entendido algo sin haber realizado el esfuerzo real de procesamiento del texto” (Brown, Roediger & McDaniel, 2014). En el contexto matemático, esto equivaldría a creer que uno sabe resolver cierto tipo de problema porque vio la solución generada por la IA y la siguió con facilidad; pero al enfrentar un ejercicio ligeramente diferente, esa supuesta comprensión se desvanece porque nunca se construyó un esquema mental propio para abordarlo. Este ciclo de anticipación, contraste con el resultado, detección del error y ajuste constituye uno de los mecanismos fundamentales del aprendizaje humano. Desde la perspectiva de la teoría del cerebro predictivo, el sistema nervioso no se limita a registrar pasivamente la información, sino que genera continuamente predicciones sobre el entorno y las pone a prueba mediante la interacción con la realidad. Cuando se produce una discrepancia entre lo esperado y lo observado, el cerebro utiliza ese error como señal para reorganizar y refinar sus modelos internos, mejora progresivamente su capacidad de comprensión y adaptación (Clark, 2013). Este proceso se manifiesta desde las primeras etapas del desarrollo: por ejemplo, un bebé aprende las propiedades físicas de los objetos a través de la exploración activa, ajusta sus expectativas en función de los resultados de su propia experiencia.

La neurociencia del aprendizaje ha documentado que el error de predicción es un potente disparador de ajuste cerebral: cuando lo que esperamos que ocurra no ocurre, se libera dopamina y otros neuromoduladores que señalan al cerebro que debe reconfigurar algo en sus redes. Si la IA nos da la respuesta antes de que siquiera formulemos una predicción propia, nos priva de ese combustible para el aprendizaje. Es como ver la resolución de un misterio sin haber intentado resolverlo: no hay sorpresa, no hay emoción cognitiva ni reestructuración profunda. Aprendemos menos cuando no cometemos ningún error, porque no se activa el mecanismo de corrección interna. En términos de motivación, además, delegar todo reto en la IA alimenta una mentalidad de gratificación instantánea, incompatible con la paciencia y tenacidad que requieren las matemáticas avanzadas. Como señalan Sigman y Bilinkis, “tener máquinas que nos permitan aprobar cualquier examen sin saber nada crea la tentación de elegir el camino de menor esfuerzo... pero, ¿qué habilidades estamos dispuestos a perder en esa concesión a la pereza?”.

Esto no significa demonizar la tecnología ni ignorar sus aportes. De hecho, numerosos expertos abogan por una integración inteligente de la IA en educación, en lugar de su prohibición o uso irrestricto. La clave radica en cuándo y cómo se utiliza la herramienta durante el proceso de aprendizaje. Una estrategia recomendada es “pensar primero, optimizar después”infobae.com. Es decir, fomentar que el/la estudiante inicialmente enfrente la tarea por sus propios medios: que intente resolver el problema, que elabore un primer borrador de la demostración o que redacte su propia explicación de un concepto. Solo tras ese esfuerzo inicial, la IA puede entrar en juego como asistente: para revisar el texto en busca de coherencia, sugerir mejoras de estilo, verificar un cálculo o brindar pistas si el alumno está atascado. De este modo, la herramienta potencia el aprendizaje sin sustituir al pensamiento. En palabras de algunos autores, la IA debería ser un mentor y no un sustituto del estudiante. Cuando el alumno ha diseñado la estructura de su solución y luego la IA la ayuda a pulirla, se preserva la autoría intelectual y se aprovecha la IA como amplificador de la inteligencia humana, similar a usar una bicicleta: seguimos pedaleando (esfuerzo propio) pero llegamos más lejos gracias al mecanismo que multiplica nuestra fuerza. En cambio, usar la IA desde el comienzo es como subirse a una moto: ciertamente nos mueve rápido, pero no hacemos ejercicio alguno; a la larga, perdemos condición física (en este caso, mental).

Además, la IA ofrece beneficios únicos cuando se la emplea de manera reflexiva. Por ejemplo, puede proporcionar retroalimentación inmediata y personalizada en ejercicios rutinarios y permite al estudiante corregir errores al instante y reforzar conceptos mal comprendidos. Algunos sistemas basados en IA adaptativa logran identificar patrones de error comunes (como confundir propiedades algebraicas) y ofrecen explicaciones adicionales específicas para esas falencias. También puede servir para explorar escenarios simulados: en el laboratorio de matemática, un alumno curioso podría pedir a la IA que varíe los parámetros de un problema para ver qué sucede (por ejemplo, “¿qué pasa si en lugar de una función lineal usamos una cuadrática en este modelo?”) fomenta así la indagación más allá del enunciado dado. Incluso en la escritura científica, la IA puede sugerir bibliografía relevante o ayudar a resumir fuentes, ahorra tiempo en tareas mecánicas de búsqueda de información, siempre y cuando el/la estudiante luego contraste y lea críticamente esas fuentes. El cuerpo docente, por su parte, puede utilizar IA generativa para diseñar nuevas actividades: crear problemas contextualizados, generar bancos de preguntas con distintos niveles de dificultad, o producir explicaciones alternativas que atiendan a estilos de aprendizaje variados. Estas aplicaciones amplifican el repertorio pedagógico sin reemplazar el juicio profesional ni la interacción humana que son insustituibles en la enseñanza.

El contexto pedagógico actual nos reta a encontrar un punto medio entre la fascinación acrítica por la IA y el rechazo absoluto de la misma. La literatura reciente coincide en que es imperativo “encontrar un equilibrio: aprovechar los aspectos productivos que la tecnología ofrece, pero sin dejar que reemplace el esfuerzo y la disciplina” propios del aprendizaje profundo. En el nivel científico superior, donde se espera que el estudiantado desarrolle alta autonomía intelectual, esta premisa es aún más relevante. Las actividades del Laboratorio de Matemática, cuando son enfrentadas con esfuerzo reflexivo, contribuyen a que el alumnado consolide conocimientos, desarrolle pensamiento crítico y conecte conceptos teóricos con aplicaciones prácticas. La introducción de la IA en dicho laboratorio debe sumar, no restar: idealmente, actuará como un socio cognitivo que expanda las posibilidades creativas y de indagación, pero mantiene al estudiante en el rol protagónico de constructor de su saber. Como bien plantea un reciente artículo en *The Chronicle of Higher Education*, el verdadero fraude no es que los/las estudiantes usen IA para sus tareas, sino permitir que la educación pierda su sentido y se transforme en una mera actuación vacía. Evitar ese futuro vacío es responsabilidad compartida de docentes y estudiantes. En palabras de Llorens (2025), “si vamos a tener inteligencia artificial hasta en la sopa, al menos que sepamos qué estamos cocinando... Que la IA nos nutra con pensamiento, creatividad y autonomía, y no que nos adormezca con respuestas fáciles”. Solo a través de una integración crítica, ética y fundamentada en evidencia neuroeducativa, la IAG podrá convertirse en una aliada para la formación matemática de alto nivel, potencia la experiencia formativa auténtica en lugar de sustituirla.

EL MOTOR DEL APRENDIZAJE: EL ERROR DE PREDICCIÓN

La neurociencia del aprendizaje está atravesada por un principio fundamental: solo aprendemos cuando lo que esperamos no coincide con lo que sucede.

Este mecanismo, conocido como aprendizaje guiado por el error de predicción o la sorpresa, activa sistemas neuromoduladores como la dopamina, la norepinefrina y la acetilcolina, que actúan como señales biológicas de relevancia y novedad. Estas sustancias informan al cerebro sobre la discrepancia entre lo esperado y lo observado, facilita la reorganización de las conexiones neuronales y promueve la consolidación del aprendizaje (Schultz, 2016; Sara & Bouret, 2012).

Cuando la predicción coincide con la realidad, no hay aprendizaje significativo: solo confirmación.

Pero cuando la predicción falla, se enciende un alerta cognitivo.

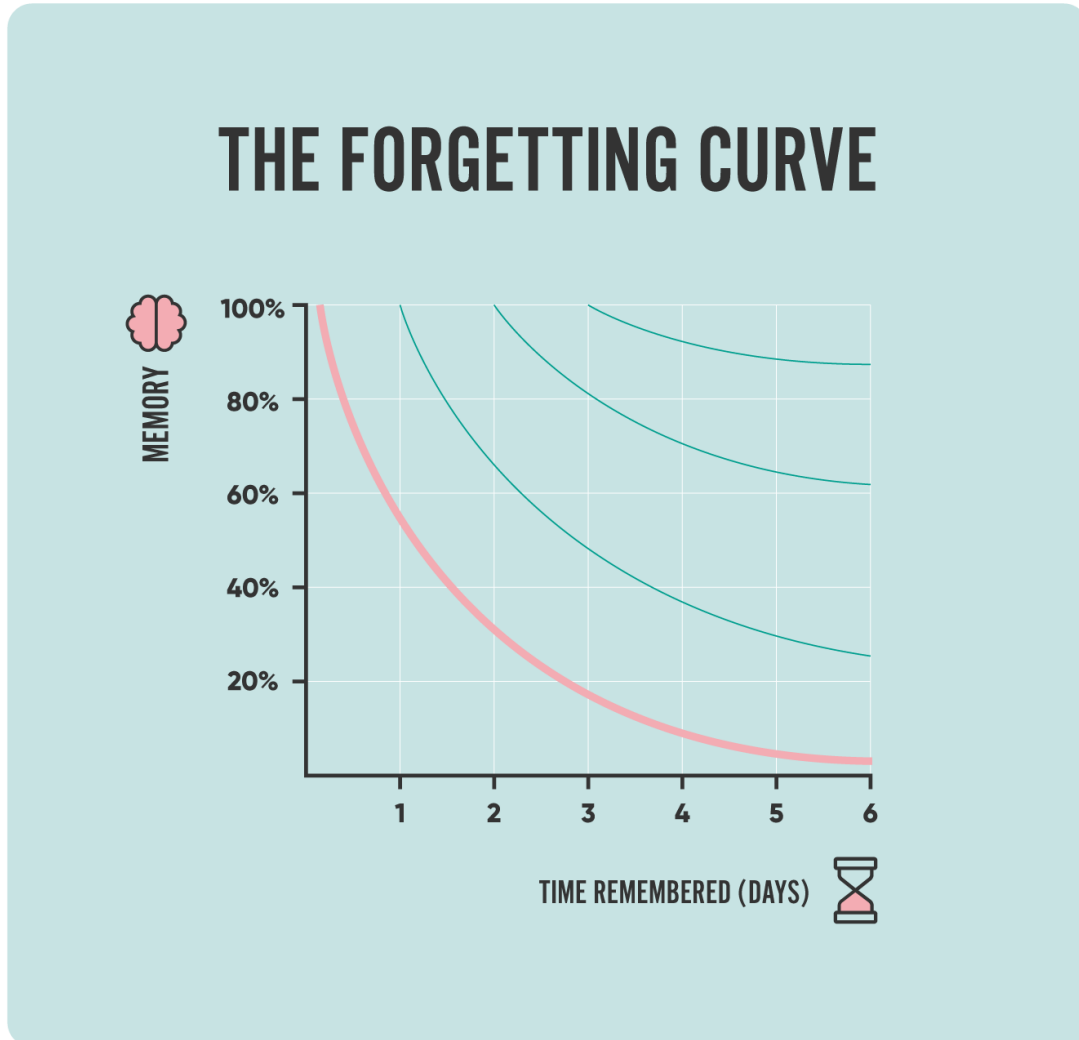


Gráfico 1

“Densidad sináptica a lo largo de la vida” — para ilustrar la metáfora de construcción del cerebro como territorio, donde primero se generan muchas conexiones y luego se refinan.

LA IA DESTRUYE EL CICLO DE PREDICCIÓN CUANDO SE USA DE MANERA PRECOZ

Cuando la IA se utiliza de manera anticipada, antes de que el/la estudiante formule sus propias hipótesis o intente resolver el problema, se interrumpe el ciclo natural de predicción y verificación que sustenta el aprendizaje. En ausencia de una anticipación propia, no puede producirse el contraste entre lo esperado y lo observado, y, en consecuencia, se reduce la señal de sorpresa que impulsa la reorganización de los modelos mentales. Desde la perspectiva del cerebro predictivo, el aprendizaje emerge precisamente de estas discrepancias, que activan los mecanismos de ajuste y refinamiento de las representaciones internas (Clark, 2013). Cuando este proceso es reemplazado por una respuesta inmediata generada externamente, la actividad cognitiva profunda disminuye y compromete la formación de estructuras de conocimiento estables y transferibles.

Es como ver un partido de fútbol en el que los resultados aparecen antes de cada jugada: no hay emoción, no hay compromiso, no hay memoria.

Sin error de predicción, se pierde el principal combustible del aprendizaje.

IA GENERATIVA: HERRAMIENTA O ATAJO QUE NOS DEBILITA

La IAG es una herramienta revolucionaria que puede potenciar el aprendizaje, la creatividad y la productividad. Sin embargo, su uso incorrecto produce un fenómeno cognitivo devastador: desplaza a la mente humana de sus funciones esenciales.

La IAG puede pensar por nosotros, pero no puede pensar dentro de nosotros.

Y en pedagogía, esa diferencia es gigantesca.

MODELO DE DESPLAZAMIENTO COGNITIVO INDUCIDO POR IA (DC-IA)

El uso de sistemas de IAG en contextos educativos introduce una transformación profunda en la dinámica del aprendizaje humano. Si bien estas herramientas ofrecen ventajas significativas en términos de accesibilidad y apoyo cognitivo, su utilización temprana o indiscriminada puede producir un fenómeno que denominamos Desplazamiento Cognitivo Inducido por IA (DC-IA). Este modelo describe un proceso mediante el cual funciones cognitivas tradicionalmente ejercidas por el/la estudiante son externalizadas hacia el sistema artificial, y de esa forma reduce la activación de los mecanismos neuronales responsables del aprendizaje profundo.

El modelo identifica tres mecanismos principales interrelacionados:

1. Reducción del esfuerzo metacognitivo: el cerebro humano tiende naturalmente a minimizar el gasto energético, privilegia estrategias que reduzcan el esfuerzo cognitivo (Kool & Botvinick, 2018). Cuando la IA proporciona respuestas inmediatas, el/la estudiante puede omitir procesos fundamentales como la formulación de hipótesis, la planificación de estrategias y la evaluación de alternativas. Este fenómeno, vinculado al concepto de *cognitive offloading*, implica una delegación de funciones cognitivas hacia sistemas externos. Disminuye la activación de redes neuronales asociadas al razonamiento, la memoria de trabajo y el control ejecutivo (Risko & Gilbert, 2016).

2. Generación de ilusiones de competencia: la exposición a respuestas claras, coherentes y bien estructuradas puede generar una sensación subjetiva de comprensión que no se corresponde con la capacidad real de aplicar el conocimiento. Este fenómeno, ampliamente documentado como ilusión de competencia, surge cuando la familiaridad con la información es interpretada erróneamente como dominio conceptual (Bjork, Dunlosky & Kornell, 2013). Sin embargo, el aprendizaje funcional requiere procesos activos de evocación, reconstrucción y aplicación, que fortalecen las redes neuronales responsables de la recuperación autónoma del conocimiento (Roediger & Karpicke, 2006).

3. Disminución del fortalecimiento de la reserva cognitiva: el desarrollo de la reserva cognitiva depende de la activación reiterada de circuitos neuronales mediante el esfuerzo intelectual sostenido, la resolución de problemas y la reflexión (Stern, 2002). Este proceso implica modificaciones estructurales y funcionales en las conexiones sinápticas que consolidan el aprendizaje (Kandel, 2001). Cuando estas funciones son sistemáticamente reemplazadas por sistemas externos, se reduce la estimulación necesaria para el fortalecimiento de las redes neuronales. Se compromete potencialmente la capacidad futura de razonamiento autónomo, adaptación y transferencia del conocimiento

NEURODIDÁCTICA ACCESIBLE PARA UN EQUILIBRIO SALUDABLE

El desafío educativo actual no es prohibir la IAG, sino enseñar a usarla en el momento adecuado del proceso cognitivo.

Para lograrlo, se proponen cuatro estrategias:

RECUPERACIÓN ACTIVA: EL GIMNASIO DE LA MEMORIA

La recuperación, recordar sin ver, es el ejercicio cognitivo más poderoso para fortalecer engramas.

Cada vez que recordamos algo:

- las conexiones neuronales se reactivan,
- el patrón se refuerza,
- la memoria se vuelve más estable.

Ejemplos:

- Explicar un concepto en 60 segundos sin mirar.
- Resolver un ejercicio sin IA y recién después contrastarlo.
- Escribir una definición con palabras propias antes de pedir una versión mejorada.

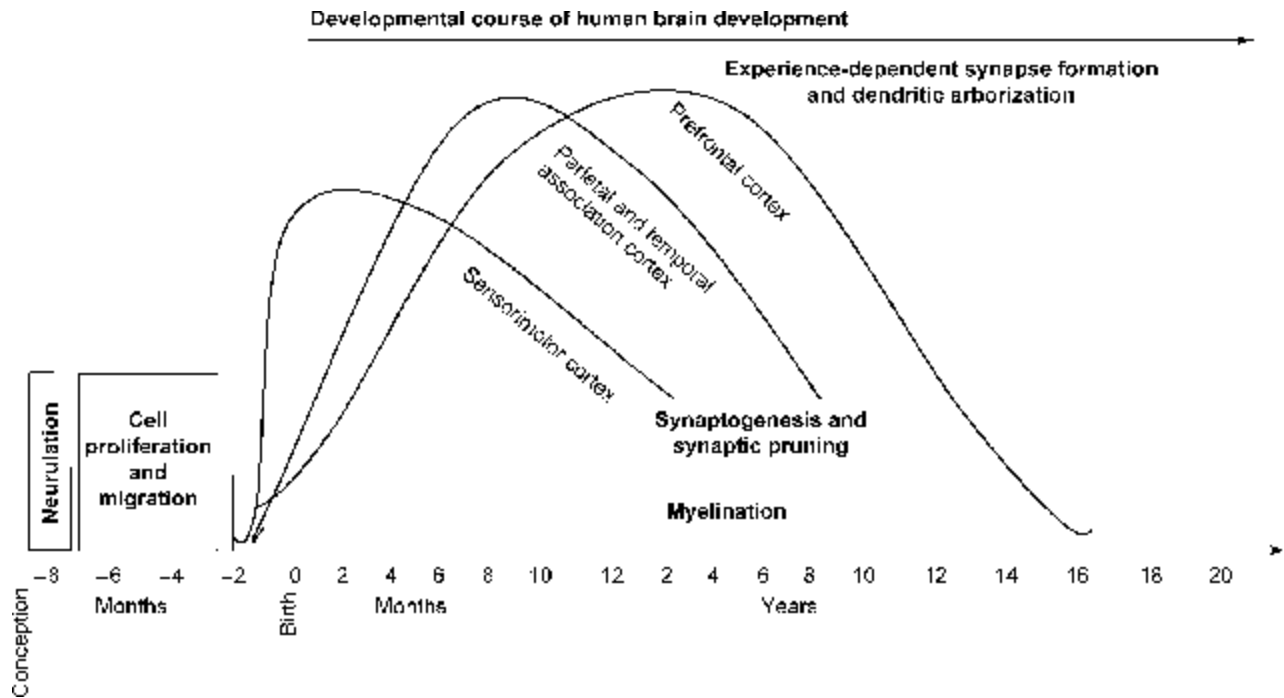


Gráfico 2

“Esquema de consolidación o memoria de trabajo vs memoria de largo plazo” — para apoyar la explicación de los procesos internos de aprendizaje.

DIFICULTAD ÓPTIMA: DONDE OCURRE EL APRENDIZAJE REAL

El cerebro aprende mejor en la zona intermedia entre lo demasiado fácil (aburrimiento) y lo demasiado difícil (bloqueo).

La dificultad óptima es ese punto justo donde fallamos un poco, acertamos la mayoría, pero seguimos desafiados.

Como caminar en cinta con leve inclinación: exige esfuerzo, pero es sostenible.

INTERCALADO: MEZCLAR PARA COMPRENDER PROFUNDAMENTE

El intercalado consiste en alternar temas relacionados en vez de agruparlos todo por bloques.

Esta técnica fuerza al cerebro a comparar, contrastar, clasificar, discriminar matices.

Un ejemplo en matemática es, mezclar funciones polinómicas, exponenciales y logarítmicas en una misma práctica.

METODOLOGÍA

En el Laboratorio de MatemaTICa se plantean actividades en modalidad híbrida. Permite su desarrollo tanto de forma presencial (cuenta con computadoras y conexión a internet), como en modalidad virtual. La propuesta combina resolución de problemas, uso de herramientas digitales con IA, reflexión crítica y elaboración de producciones propias.

Etapas del trabajo:

Exploración guiada (individual o en equipo): los y las estudiantes acceden a tres aplicaciones. Se les proporciona una serie de ejercicios seleccionados de ambas materias y se les indica que deben resolverlos utilizando dichas herramientas, exploran las soluciones propuestas por cada una.

Análisis comparativo (colaborativo):

En grupos pequeños (en aula o virtualmente), comparan los resultados y procedimientos obtenidos con cada app, identifican coincidencias, diferencias, omisiones y errores. Se promueve el intercambio de argumentos, explicaciones y reconstrucción de pasos intermedios cuando las soluciones de IA son parciales.

Reflexión metacognitiva (individual):

Cada estudiante completa una producción escrita o audiovisual en la que explica uno de los ejercicios resuelto con apoyo de las apps, reconstruye los pasos que no fueron explicitados por la IA, reflexiona sobre su experiencia de aprendizaje, y evalúa críticamente el uso de las herramientas.

Socialización y retroalimentación:

Se realiza una puesta en común (en clase o mediante foros en línea), donde se comparten producciones destacadas y se intercambian opiniones sobre el uso responsable y crítico de la tecnología en el aprendizaje de matemático

Para la materia de Álgebra y Geometría Analítica se presentaron 534 trabajos y para Análisis Matemático 1, 552.

Actividad 3: “Diseñá tu problema para ia IA”

Objetivo: Crear una expresión o problema que desafíe a las apps.

Consigna:

1. En parejas, diseñen una expresión algebraica, sistema de ecuaciones o problema geométrico que:
 - No pueda ser resuelto correctamente por al menos **una** de las apps.
 - Tenga **múltiples caminos de resolución**.

4. Ingresen su problema en 3 IA, pueden ser estas u otras:
 - **Photomath**.
 - **Gemini**
 - **Microsoft Math Solver**
 - **MathGPT**

2. Registren:
 - ¿Cuál app falló o resolvió de forma incompleta?
 - ¿Qué harían ustedes diferente?
 - ¿Cómo mejorarían el paso a paso?

Socialización final: Exponer su problema al resto del grupo.

Gráfico 3

Imagen a modo ilustrativo de las consignas a resolver en el Laboratorio de Matemática.

Luego, se desarrolló un estudio exploratorio–descriptivo cuyo objetivo fue medir el grado de dependencia cognitiva de los/las estudiantes frente a la IA generativa, así como evaluar la solidez de su memoria interna y su percepción de comprensión después de utilizar herramientas como ChatGPT, Gemini o Copilot.

El enfoque metodológico se basó en una encuesta autoadministrada compuesta por escalas tipo Likert, preguntas de recuperación explícita y análisis de autoeficacia cognitiva.

Participaron 132 estudiantes de primer año de diversas carreras de Ingeniería.

La participación fue voluntaria y anónima.

INSTRUMENTO DE MEDICIÓN: ENCUESTA NEURODIDÁCTICA SOBRE USO DE IA Y MEMORIA INTERNA

La encuesta incluyó cuatro dimensiones:

Dimensión A — Dependencia cognitiva (1 = nunca / 5 = siempre)

1. Uso IA para resolver ejercicios sin intentar antes por mi cuenta.
2. Solicito explicaciones directamente a la IA sin revisar mis apuntes.
3. Siento que estudiar sin IA “tarda demasiado”.
4. Comienzo mis trabajos académicos directamente en IA.

Dimensión B — Ilusión de comprensión (1= totalmente en desacuerdo / 5 = totalmente de acuerdo)

5. Cuando la IA explica un tema, siento que lo entiendo aunque no pueda repetirlo.
6. Me cuesta explicar oralmente un contenido que la IA me redactó.
7. Lo que leo generado por IA “suena correcto”, aunque no lo haya reflexionado.

Dimensión C — Memoria interna y automatización (1= nunca / 5 = siempre)

8. Puedo recordar procedimientos sin mirar.
9. Puedo explicar un concepto sin apoyo externo.
10. Cuando repaso, noto que algunas ideas ya se consolidaron.

Dimensión D — Error de predicción y esfuerzo cognitivo (1= nunca / 5 = siempre)

11. Me sorprende cuando un resultado no coincide con mi expectativa.
12. Esa sorpresa me impulsa a revisar lo aprendido.
13. Evito desafíos que requieren demasiado esfuerzo mental.
14. La IA reduce mis momentos de descubrimiento personal.

Pregunta abierta de recuperación activa

15. “Explique con sus propias palabras qué significa la consolidación de la memoria”.

Consigna de transferencia

Resuelve este problema sin IA. Luego indica qué tan difícil te resultó (1 a 5)”.

PROCEDIMIENTO

La encuesta se administró en un entorno virtual, sin tiempo límite, pero con la instrucción de no consultar IA durante su realización.

Luego, se categorizó la información según medias y desviaciones estándar, análisis de correlaciones, frecuencia de uso, relación entre uso de IA y recuperación real.

ANÁLISIS DE DATOS

Los resultados se procesaron con estadística descriptiva y análisis cualitativo de las respuestas abiertas. Se construyeron gráficos de barras y dispersión para observar tendencias.

RESULTADOS

Los datos revelan una alta prevalencia de dependencia cognitiva hacia la IA y una correlación negativa entre uso intensivo de IAG y capacidad de recuperación libre.

El 72 % de los/las estudiantes reportó recurrir a IA antes de intentar resolver por sí mismos.

El ítem con mayor puntuación ($M = 4.3/5$) fue: *“Comienzo mis trabajos académicos directamente en una IA”*.

El 64 % indicó que la explicación generada por la IA “les parecía suficiente”, pero solo el 22 % pudo reproducir correctamente los conceptos en la pregunta abierta.

Los/las estudiantes expresaron frases como: “Pensé que había entendido, pero cuando tuve que explicarlo no pude”.

Los ítems 8, 9 y 10 presentaron las medias más bajas del instrumento (entre 2.1 y 2.5), indican dificultades para recordar sin apoyo externo.

Un hallazgo clave fue que las personas que usaban IA más de 1 hora por día mostraban una disminución significativa en recuperación activa ($p < .05$).

El 58 % reconoció que la IA “elimina la sorpresa”, lo que coincide con investigaciones sobre pérdida del mecanismo de aprendizaje basado en discrepancia.

De las 132 respuestas:

- 35% dio definiciones vagas (“es guardar información”).
- 47% confundió consolidación con memorización.
- Solo 18 % logró una respuesta neurodidácticamente adecuada.

Ante un ejercicio simple de razonamiento:

- 41 % no logró resolverlo sin ayuda.
- 29 % lo resolvió parcialmente.
- 30 % lo resolvió correctamente.

La transferencia mostró correlación directa con la memoria interna ($r = 0.61$).

DISCUSIÓN

Los resultados apoyan el argumento central del artículo: la IA no es peligrosa en sí misma, pero sí lo es el desplazamiento del proceso cognitivo hacia una externalización excesiva.

Los hallazgos muestran tres tensiones clave:

La comodidad mental lleva a que el/la estudiante evite el esfuerzo; esto debilita su reserva cognitiva y su capacidad de consolidación.

La encuesta valida empíricamente la presencia de la ilusión de comprensión, ampliamente descrita en la literatura neuroeducativa.

Sin equivocación, no hay reorganización neuronal. La IA cierra el ciclo de aprendizaje prematuramente.

El estudiantado que depende de la IA no desarrolla esquemas robustos. Por lo tanto, no puede utilizar el conocimiento en situaciones nuevas.

CONCLUSIONES

La IAG representa una de las herramientas más influyentes en el actual ecosistema del conocimiento. Su potencial educativo es innegable: puede ampliar el acceso a la información, ofrecer retroalimentación inmediata y facilitar procesos de exploración conceptual que antes requerían mayores barreras de tiempo o disponibilidad. Sin embargo, su impacto cognitivo no depende únicamente de sus capacidades técnicas, sino fundamentalmente de la estructura mental sobre la cual se integra.

Cuando el/la estudiante posee esquemas conceptuales previos sólidos, memoria consolidada y habilidades metacognitivas activas, la IA puede actuar como un verdadero andamiaje cognitivo. Amplifica la capacidad de análisis, favorece la transferencia de conocimientos y potencia la creatividad. En este contexto, la herramienta no reemplaza el pensamiento, sino que lo expande y permite operar sobre niveles superiores de abstracción y producción intelectual.

En contraste, cuando la IA se utiliza en ausencia de un esfuerzo cognitivo previo, existe el riesgo de que funciones esenciales del aprendizaje sean externalizadas prematuramente. La generación automática de respuestas puede interrumpir procesos fundamentales como la formulación de hipótesis, la detección de errores, la reorganización conceptual y la consolidación de la memoria. En tales condiciones, la herramienta deja de actuar como soporte y comienza a sustituir procesos que son esenciales para el desarrollo de la autonomía cognitiva.

El aprendizaje humano es, en esencia, un proceso biológico de transformación estructural. La formación de engramas, el fortalecimiento de conexiones sinápticas y la construcción de redes conceptuales estables requieren actividad mental sostenida, esfuerzo deliberado y participación activa del sujeto en la resolución de problemas. Ninguna herramienta externa, por sofisticada que sea, puede sustituir este proceso interno, ya que la consolidación del conocimiento depende de la activación de mecanismos neuronales que solo el pensamiento activo puede desencadenar.

En este sentido, el desafío educativo del siglo XXI no consiste en elegir entre el cerebro y la tecnología, sino en comprender su interacción y establecer las condiciones para una integración cognitivamente saludable. La inteligencia artificial puede convertirse en una aliada extraordinaria del aprendizaje, siempre que su uso no reemplace los procesos mentales que constituyen la base de la comprensión, sino que los acompañe, los profundice y los expanda. La clave no reside en la herramienta en sí misma, sino en el momento y la forma en que se incorpora al proceso de aprendizaje. Solo cuando el esfuerzo cognitivo precede al apoyo tecnológico, la inteligencia artificial puede cumplir su verdadero potencial como amplificadora, y no como sustituta, del pensamiento humano.

AGRADECIMIENTOS

Al Secretario Académico Ing. Sergio Ramos por la confianza depositada en mí desde inicios del Laboratorio.

A los miembros del IEC.

A los becarios del Laboratorio de Matemática.

NOTAS

Se utilizó ChatGPT (OpenAI, 2026) como herramienta de apoyo para la revisión lingüística, organización conceptual y verificación de coherencia académica.

Todas las decisiones teóricas, interpretaciones y conclusiones corresponden exclusivamente a la autora.

Referencias bibliográficas

- Bilinkis, S., & Sigman, M. (2023). *Artificial*. Debate. (Referencia indirecta citada en *Infobae*: “Sedentarismo cognitivo: las habilidades perdidas”).
- Bjork, R. A., & Bjork, E. L. (2011). Making things hard on yourself, but in a good way: Creating desirable difficulties to enhance learning. En M. A. Gernsbacher, R. W. Pew, L. M. Hough, & J. R. Pomerantz (Eds.), *Psychology and the real world: Essays illustrating fundamental contributions to society* (pp. 56–64). Worth Publishers.
- Brown, P. C., Roediger, H. L., & McDaniel, M. A. (2014). *Make it stick: The science of successful learning*. Harvard University Press.
- Dudai, Y. (2004). *The neurobiology of consolidations: Or, how stable is the engram?* Oxford University Press.
- Fernández, J. (2025). *Comprender la memoria: Cómo se construye (y se pierde) un recuerdo*. Investigación Docente.
- Guerra, E., Araya, R., & Peña, M. (2025). Advertencia sobre la IA y la comprensión lectora. *Cooperativa Ciencia*. (Resumen de investigación).
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. Wiley.
- Josselyn, S. A., Köhler, S., & Frankland, P. W. (2015). Finding the engram. *Nature Reviews Neuroscience*, 16(9), 521–534. <https://doi.org/10.1038/nrn4000>
- Kandel, E. R. (2001). The molecular biology of memory storage: A dialogue between genes and synapses. *Science*, 294(5544), 1030–1038. <https://doi.org/10.1126/science.1067020>
- Kool, W., & Botvinick, M. (2018). Mental labour. *Nature Human Behaviour*, 2(12), 899–908. <https://doi.org/10.1038/s41562-018-0401-9>
- Llorens, F. (2025). Inteligencia artificial hasta en la sopa: Reflexiones sobre IA en educación. *UniversidadSí*. <https://www.universidadsi.es>
- Ramírez, J., et al. (2025). El rol pedagógico del laboratorio de matemáticas en el desarrollo de competencias. *Cuaderno de Pedagogía Universitaria*.
- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002>
- Roediger, H. L., & Karpicke, J. D. (2006). Test-enhanced learning: Taking memory tests improves long-term retention. *Psychological Science*, 17(3), 249–255. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2006.01693.x>
- Sara, S. J., & Bouret, S. (2012). Orienting and reorienting: The locus coeruleus mediates cognition through arousal. *Neuron*, 76(1), 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2012.09.011>
- Schultz, W. (2016). Dopamine reward prediction-error signalling: A two-component response. *Nature Reviews Neuroscience*, 17(3), 183–195. <https://doi.org/10.1038/nrn.2015.26>
- Stern, Y. (2002). What is cognitive reserve? Theory and research application of the reserve concept. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 8(3), 448–460. <https://doi.org/10.1017/S1355617702813248>

AmeliCA

Disponible en:

<https://portal.amelica.org/ameli/ameli/journal/266/2665532012/2665532012.pdf>

Cómo citar el artículo

Número completo

Más información del artículo

Página de la revista en portal.amelica.org

AmeliCA

Ciencia Abierta para el Bien Común

Viviana Beatriz Cappello

El cerebro como territorio activo. Por qué la memoria es el motor oculto del aprendizaje en tiempos de IA generativa

Ingenio Tecnológico

vol. 8, e077, 2026

Universidad Tecnológica Nacional, Argentina

ingenio@frlp.utn.edu.ar

ISSN-E: 2618-4931



CC BY-NC-SA 4.0 LEGAL CODE

Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional.