

ARTÍCULO

ÁREA TEMÁTICA: FORMACIÓN E INNOVACIÓN EN INGENIERÍA

NEURO DIFFUSION: Propiciando el aprendizaje significativo mediante inteligencia artificial generativa

NEURO DIFFUSION: Fostering meaningful learning through generative artificial intelligence

Parra-Plaza, Jaime Alberto | Universidad del Valle, Cali Colombia, Grupo de investigación en Bionanoelectrónica.

Contacto: jaimealberto.parra@gmail.com

 <https://orcid.org/0000-0002-4255-5296>

RESUMEN

La inteligencia artificial ofrece enormes posibilidades para innovar en el campo educativo, en particular en la detección de posibles dificultades en el proceso de aprendizaje por parte de los alumnos. En este artículo se describe una estrategia didáctica basada en la generación de imágenes usando el modelo Stable Diffusion para promover el aprendizaje significativo en estudiantes de ingeniería electrónica. La estrategia se diseña teniendo como base las características neurogenéticas que subyacen al proceso mismo de aprendizaje, para así poder intervenir de forma individual considerando los aspectos específicos de cada alumno. Los resultados parciales obtenidos en pruebas piloto sugieren que la intervención permite promover un aprendizaje más significativo y perdurable, al ser medido en términos de interés, motivación y asimilación, con mejoras que sobrepasan un 60% relativo, ganancias normalizadas $\langle g \rangle$ entre 0.5 y 0.82.

Recibido: 17/08/2025 | Aceptado: 23/09/2025 | Publicado: 27/12/2025

DOI: <https://doi.org/10.64876/radi.v26.4>

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional.



ABSTRACT

Artificial intelligence offers enormous potential for innovation in the educational field, particularly in the detection of potential difficulties in the learning process for students. This paper describes a teaching strategy based on image generation using the Stable Diffusion model to promote meaningful learning in electronic engineering students. The strategy is designed based on the neurogenetic characteristics that underlie the learning process itself, allowing for individual interventions considering the specific aspects of each student. Partial results obtained in pilot tests suggest that the intervention promotes more meaningful and lasting learning, as measured in terms of interest, motivation, and assimilation, with improvements exceeding 60% relative, normalized gains $\langle g \rangle$ between 0.5 and 0.82.

Palabras clave: Estrategia didáctica, generación de imágenes, neurogenética, stable diffusion.

Keywords: Image generation, neurogenetics, stable diffusion, teaching strategy.

INTRODUCCIÓN

Reza un adagio popular que una imagen vale más que mil palabras. Cuando el poeta noruego Henrik Ibsen acuñara hacia principios del siglo XX el esbozo de esa frase, quizás no imaginó que poco más de cien años después, el mundo acogería con ventaja una versión generalizada de su idea. En efecto, la Inteligencia Artificial ha irrumpido con gran determinación en la sociedad actual como una tecnología altamente disruptiva y la generación de imágenes se ha constituido en su punta de lanza. El hecho de que privilegiemos una imagen sobre un texto para adquirir información sobre un tema determinado tiene en sí un trasfondo biológico además de evolutivo. No en vano la corteza visual en el cerebro humano ocupa un área mucho mayor que las porciones equivalentes dedicadas a procesar otros sentidos. De esta manera, transmitir algo visualmente tiene en principio la promesa de que podría ser más fácilmente interpretable por el receptor.

El autor ha trabajado durante las últimas décadas en dos áreas de investigación en principio disímiles: la visión artificial y el aprendizaje significativo. No obstante, ya en proyectos anteriores ha tejido un puente de unión entre ambos mundos a través de la aplicación de versiones especializadas de modelos de inteligencia artificial fuertemente bioinspirada para la creación de entornos interactivos de aprendizaje. En el proyecto que se presenta en este artículo, la fusión se hace mayor, al concebir una metodología que emplea imágenes generadas artificialmente para promover el aprendizaje significativo, lo cual se decanta en una estrategia didáctica que permite potenciar la construcción de conocimiento.

En intervenciones tecnológicas anteriores, el autor demostró que incluir actividades previas al inicio formal de una clase, para despertar la curiosidad en el estudiante, traía mejoras en la retención de información y en el desarrollo de habilidades tanto en el corto como en el mediano plazo. Igualmente, comprobó que si estas actividades están dise-

ñadas teniendo en cuenta principios evolutivos, el impacto es aún mayor. Sin embargo, y a pesar de que tales actividades eran generadas con la ayuda de un asistente de inteligencia artificial, se usó la aleatoriedad al momento de elegir las actividades en sí, siendo sólo a posteriori que se determinó su ponderación como insumo válido de una estrategia didáctica.

En el presente proyecto se abordó esa aleatoriedad, al remplazarla por un insumo más pertinente proveniente de la interacción misma de cada alumno en una actividad complementaria de generación de imágenes. Este enfoque tiene varias ventajas. En primer lugar, la actividad misma de crear contenido visual es agradable al ser humano, en tanto es su principal vía de captura de información del mundo que le rodea. En segundo lugar, la posibilidad de monitorear en tiempo real la intervención del alumno con el entorno tecnológico facilita que la captura del comportamiento que éste realiza de las acciones del usuario pueda ser empleada en la selección de las actividades de curiosidad con mucha más precisión.

La estrategia de generación de imágenes parte de la creación de un entorno interactivo a la medida que se denominó Neuro Diffusion, al mezclar para su denominación el entramado conceptual sobre el cual se basa, la modulación neurogenética, con su implementación en la práctica a través de una plataforma de generación de imágenes en particular, Stable Diffusion.

La modulación neurogenética es un concepto que el autor concibió a partir del reconocimiento de que el aprendizaje, en su sustrato biológico, está fuertemente condicionado por patrones evolutivos que provienen tanto de la genética del individuo, en tanto partícipe de la especie humana, como de su desarrollo neuronal, en tanto aprendiz enfrentado a un objeto de estudio o disciplina en particular. El autor hipotetizó que si de manera intencional se generan actividades puntuales concurrentes con la actividad docente misma, que despierten el interés del alumno por involucrarse con el tema de estudio, el aprendizaje, en tanto que significativo, podrá discurrir más fácilmente. Tal intervención es denominada modulación, dado que pasa por un proceso de ajustes sucesivos en respuesta al comportamiento que el propio estudiante manifiesta y que puede ser capturado de manera indirecta por el entorno tecnológico mediante las acciones que el estudiante realiza mientras interactúa con él, tales como el movimiento del mouse, la velocidad en que pulsa las teclas o el sitio en donde fija su mirada.

Neuro Diffusion va un paso más allá, al procurar detectar, no sólo las actividades físicas que el usuario realiza, sino también los procesos de raciocinio que realiza de forma inconsciente al abocarse a una actividad que implica su participación activa como es la generación de imágenes. El estudiante genera las imágenes al redactar un *prompt* o descripción textual de la imagen que desea generar. La detección se realiza por la combinación de una detección semántica de patrones junto con la evaluación misma que el docente realiza de la complejización paulatina que la descripción va tomando. Este artículo presenta las características de tal entorno, las pruebas realizadas y los resultados obtenidos.

METODOLOGÍA

Aprendizaje significativo

Diversas teorías, métodos y esquemas se han propuesto a lo largo del tiempo para facilitar el aprendizaje de los conceptos y procedimientos asociados a una disciplina dada. En el pasado se hacía énfasis en la figura de un maestro que detentaba el conocimiento y lo impartía a sus alumnos, de quienes se esperaba que copiaran o emularan los procedimientos del maestro para de esa manera adquirir el dominio de la disciplina en particular. Sin embargo este enfoque tropieza con el hecho de que el estilo de hacer las cosas del maestro no necesariamente es afín a la forma en que cada alumno lo hará. En particular se fue haciendo evidente una diferencia clara entre lo que se denomina información y lo que es conocimiento (Amin & Levrini, 2017).

Se tiene por información a un conjunto de datos que ofrecen conceptos sobre un determinado saber. Por ejemplo, en el caso de la historia, se tiene que hay una serie de eventos que han ocurrido en determinadas fechas y en determinados lugares, tales como movimientos poblacionales, ascensos de determinados gobernantes al poder, batallas importantes, etc. Si bien disponer de tal información es importante para tener un dominio disciplinar, no es suficiente para ulteriores elaboraciones. De allí el concepto de conocimiento.

El conocimiento se entiende así como el desarrollo de habilidades y la creación de redes y vínculos conceptuales que permitan en principio analizar los conceptos que la información ofrece y ulteriormente usarlos para generar nuevo conocimiento. Diversos estudios fueron mostrando durante las pasadas décadas que el conocimiento es algo que se elabora, que se crea al interior del cerebro en forma de circuitos neuronales especializados, de allí que se afirme que el conocimiento, más que adquirirse, se construye (Doyle & Zakrajsek, 2013).

No obstante, la forma en que el conocimiento puede construirse y cómo facilitar dicha labor siguen siendo aspectos de la educación y la pedagogía que continúan en debate. Es cuando aparece el concepto de aprendizaje significativo como una de las formas de facilitar tal construcción. Planteado por David Ausubel hacia los años 1960s, el aprendizaje significativo sugiere que el aprendizaje, es decir la construcción de conocimiento dentro del cerebro, sólo es posible si logra asimilarse de alguna manera con el conocimiento que ya previamente ha sido construido (Ausubel, 2000).

Modulación neurogenética

El aprendizaje significativo constituye un gran avance en la búsqueda de darle concreción al concepto general de constructivismo como explicación y paradigma de la forma en que un estudiante aprende un determinado saber. Sin embargo, su aplicación en la práctica se enfrenta a importantes retos que lo hacen en muchos casos inviable. Por principio, el aprendizaje significativo privilegia las características individuales de cada estudiante en contraste con el colectivo, de allí que una clase tradicional en donde el docente imparte saberes a un grupo de alumnos de plano sea inaceptable.

El entorno ideal en donde el aprendizaje significativo puede manifestarse en plenitud requiere de un ambiente en donde cada alumno se enfrenta al objeto de estudio desde su propia experiencia y empleando sus propios activadores significativos. Esto, si bien luce muy interesante en teoría, en la práctica ha resultado ser inabordable en un contexto general. Por fortuna, la tecnología, aunada con la Inteligencia Artificial, han venido a dar una mano al respecto (Parra-Plaza, 2019).

En su segunda Tesis Doctoral en Educación y Pedagogía, el autor ofreció como aporte para abordar estas dificultades el concepto de moduladores neurogenéticos. Partiendo del concepto de que la evolución biológica se mueve a un ritmo mucho menos intenso que la evolución social y ésta a su vez menos que la evolución tecnológica, se tiene que es fundamental reconocer que los activadores que resultaban importantes e interesantes para el hombre de piedra, continúan siendo actualmente vigentes, con las modificaciones y contextualizaciones del caso (Gruber, (2014).

A partir de tal evidencia, el autor propuso una metodología para hacer posible la manifestación del aprendizaje significativo en un entorno colectivo, al mediarlo tecnológicamente con una herramienta que permita detectar patrones discernibles de comportamiento en cada alumno en particular y presente en respuesta contenidos y actividades específicas para cada alumno (Parra-Plaza, 2017). Para tal efecto, la herramienta interviene puntualmente en tres momentos: al inicio de la actividad, en momentos clave durante la actividad, y al final de la misma. Para efectos de la presente investigación, el momento que se considerará es el del inicio.

Así como antes de realizar una actividad física conviene realizar un calentamiento para poner en disposición los músculos, así mismo conviene con respecto a la actividad cognitiva. En vez de que el profesor plantee un árido "hoy vamos a ver el tema 5 del curso", la modulación neurogenética presenta a cada alumno en particular con una actividad que despierte su curiosidad y que le permita engancharse con el tema, los contenidos y los procedimientos que se realizarán ese día. Dos tipos de modulación se implementaron en ese caso. La Figura 1 ilustra los dos casos.

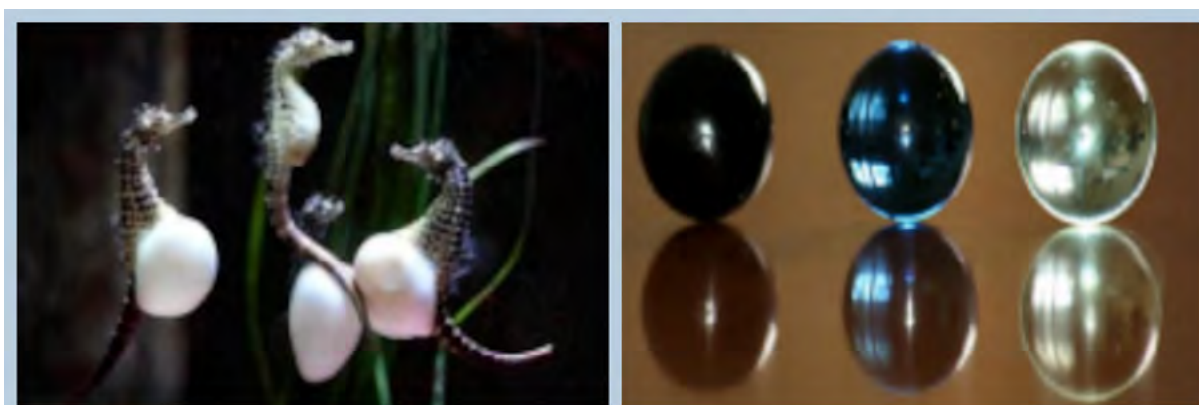


Figura 1: Ejemplos de activadores de curiosidad como ingreso a una actividad didáctica.

En el primer caso, se presenta una información que puede catalogarse como curiosa o inesperada, quizá del tipo de una trivía: *el caballito de mar es la única especie en donde el macho es quien queda en embarazo*. En el segundo caso, se trata de un pequeño reto, al cuestionar al alumno e invitarle a que proponga una predicción basada, optimistamente, en su conocimiento actual: *si tiras una canica de vidrio al piso, ¿rebotará más o menos que una bola de goma?* En cualquiera de los dos casos, se busca generar la denominada *disonancia cognitiva*, punto de partida para que el alumno se muestre más receptivo a recibir nueva información y desarrollar nuevo conocimiento (Parra-Plaza, 2018).

Generación de imágenes

La Inteligencia Artificial está impactando muchos sectores de la sociedad. Sin embargo, es la creación de imágenes la que presenta más divulgación mediática y es de hecho la punta de lanza para promover la Inteligencia Artificial dentro del público general. Personas sin conocimientos técnicos avanzados ven cómo pueden acceder a la generación de imágenes ya sea para promover sus productos o por simple diversión, cosa que hasta hace tan sólo unos pocos años requería conocimientos entre medianos y avanzados en algunas herramientas gráficas.

Actualmente hay una feroz competición entre multitud de actores por proveer de soluciones para la creación tanto de imágenes como de videos utilizando Inteligencia Artificial. Aparte de la pugna entre gigantes tecnológicos y entre países, principalmente Estados Unidos y China, por establecer estándares y ofrecer soluciones más eficientes o más detalladas, aspectos específicos de cada herramienta o de cada tecnología pueden hacer la diferencia al momento de decantarse por una o por otra (Sordo, Chagnon, & Ushizima, 2025).

Para el caso educativo y en particular para el presente proyecto, la tecnología de generación debe satisfacer algunas características que son importantes para usarla como mediadora en la intermediación docente para el aprendizaje significativo. Dejando en claro que la generación de imágenes se emplea en este caso como un eslabón en la cadena didáctica más que como un fin, se hace importante que la herramienta pueda intervenir y modificarse si es el caso para adecuarla a sus propósitos de modulación.

Teniendo en cuenta tal característica, el autor y su equipo se decantaron por una opción en particular: Stable Diffusion (Rombach et al, 2022). Las razones principales detrás de esta elección son dos: su modelo de generación y su relativa facilidad de ejecución local. Comparada con otros modelos, Stable Diffusion requiere de relativamente muchos menos recursos computacionales, además, su código es totalmente abierto, por lo cual permite modificaciones a medida.

Stable Diffusion tiene una forma particular de trabajar. La imagen se crea en un espacio condensado denominado latente, en donde se realiza un proceso iterativo de remoción de ruido hasta que eventualmente se tiene una versión aceptable de la imagen, la cual se interviene con la descripción o *prompt* que el usuario ofrece, para luego difundirla al espacio estándar de representación matricial en píxeles (Dehouche & Dehouche, 2023). Esto hace que tanto la cantidad de memoria requerida para el proceso como el

tiempo necesario para crear incluso varias imágenes sea significativamente menor al de otras alternativas sin un sacrificio importante de calidad, de allí que pueda ejecutarse localmente en una máquina de prestaciones medianas, lo cual es ideal para el presente proyecto.

Neuro Diffusion

Combinando los aspectos previos, el autor concibió la estrategia didáctica objeto de este proyecto, la cual denominó Neuro Diffusion por las razones previamente expuestas: un entorno computacional de generación de imágenes basado en Stable Diffusion, cuyo propósito es realizar una elección más conveniente de moduladores neurogenéticos a partir de los insumos de significatividad que cada estudiante provee al entrar en la dinámica de creación de imágenes.

Queda entonces disponer de una metodología para disponer de Neuro Diffusion a conveniencia. A continuación se ofrece un ejemplo de intervención en donde el autor y su equipo diseñaron una batería de escenarios posibles entre los cuales se tienen la descripción de:

- Estructura
- Representación
- Sistema
- Dependencia
- Jerarquía
- Idea
- Ambiente
- Escenario
- Interacción
- Dinámica

La lista se da en cierta forma en orden de complejidad, dado que en la medida en que se avanza en ella se incrementa la cantidad de elementos necesarios y las relaciones entre los mismos. Se procede ahora a ilustrar, mediante un ejemplo de esta lista, la manera en que se dispuso la interacción de los alumnos, siendo ésta sólo un ejemplo de uso, ya que son posibles múltiples variaciones.

La actividad correspondió a generar una imagen que equivalga a un escenario. Para ello, el profesor a cargo escenifica ante los alumnos la imagen objetivo de lo que se desea que ellos obtengan mediante la herramienta. Previamente, el profesor ha generado su versión de la imagen que se usará como referencia para mostrar al final a los alumnos (Figura 2).



Figura 2: Imagen de referencia para la actividad de generar un escenario.

Se reitera que en esta actividad la imagen que se ilustra en la Figura 2 no se mostró a los estudiantes. En su lugar el profesor hizo la pose que se muestra y detrás de él el tablero tenía un contenido muy similar al presentado. Se dio entonces vía libre a los estudiantes para que cada uno elaborara el prompt o descripción que a bien tuviese. En ese primer momento el profesor no interviene y se limita a dejar que los alumnos experimenten con una primera aproximación. Pasado un tiempo, el profesor elige una imagen de las varias que han sido generadas por los alumnos. La imagen puede elegirse de forma aleatoria o privilegiando alguna que tenga una o unas características que el profesor desee resaltar en la actividad. La Figura 3 presenta la imagen elegida en este ejemplo.



Figura 3: Imagen de ejemplo obtenida tras una primera ronda por parte de los estudiantes.

A pesar de que la actividad es primordialmente individual, no está restringida la dinámica de interacción grupal. En este caso el profesor presentó la imagen e invitó a los estudiantes a indicar que aspectos de la imagen diferían con la esperada, limitando su intervención a escribir la lista de aspectos indicados por los estudiantes para su posterior referencia. Dentro de los comentarios que más realizaron los alumnos resaltan dos: el caos de circuitos presentes en el tablero y la extraña disposición de las manos tanto del profesor como de los alumnos en la imagen.

Stable Diffusion es conocido por tener ciertas dificultades en la representación apropiada de extremidades, en particular de manos, a la vez es una herramienta que tiene mayor peso en su base de datos para representaciones artísticas más que de ingeniería. Esto a su vez es una desventaja y un reto y así se maneja en Neuro Diffusion. La elección de los ejemplos y de las imágenes objetivo que se busque generar pueden obtener provecho de estas características de la herramienta.

Cada estudiante puede entonces continuar a su ritmo generando nuevas propuestas de imagen, variando el prompt, consultando si lo considera conveniente la lista, etc. Recordar que en la medida en que los estudiantes están trabajando, Neuro Diffusion está en el trasfondo realizando análisis semánticos de los prompts y monitoreando la actividad de interacción de los alumnos. Esta información es entregada en tiempo real al profesor, quien puede entonces determinar en qué momento intervenir. Queda a su elección por supuesto establecer qué tipo de intervención realizar.

En este caso, el profesor permitió que los alumnos intercambiaran opiniones, entre parejas, de tal manera que contrastaran sus prompts y las imágenes obtenidas y a partir de tal insumo hacer variaciones a sus descripciones. Una característica que se puede explotar en la herramienta es la cantidad de imágenes que pueden generarse al tiempo. En la presente versión, Neuro Diffusion está sujeta a que el profesor que lidera la actividad varíe este número. Dada la forma en que trabajan los generadores de imágenes, donde subyace una red neuronal artificial que está construyendo una versión paramétrica de la imagen en cuestión, al permitir más imágenes se expande el universo de variantes, lo cual lleva en general a que se generen imágenes muchas veces sin mayor relación con lo esperado. El profesor puede jugar con esta opción de acuerdo con la experiencia que desee privilegiar. En la medida en que los estudiantes buscan acotar las diferencias con respecto al objetivo, van obteniendo una complejización gradual en las imágenes generadas como resultado de que detallan más precisamente sus prompts. La Figura 4 ilustra este progreso. Se aprecia cómo los alumnos consideraron que en las primeras imágenes la representación de las manos del profesor era muy imprecisa y dedicaron tiempo a detallar mejor el prompt para subsanarlo; no así con la descripción de los circuitos en el tablero, que no presentó una mejora similar. Asimismo se aprecia que se observó por parte de ellos la disparidad entre la cantidad de alumnos sugerida en la propuesta inicial y la que entregaba la herramienta, por lo cual también sus prompts hicieron algo al respecto.



Figura 4: Imágenes resultado de rondas posteriores con prompts cada vez más elaborados.

Obsérvese como, en la medida en que la creación de imágenes va avanzando a su vez por sucesivas generaciones, ciertos cambios importantes se van dando: En primer lugar, si bien no es drástico, la calidad y pertinencia de los circuitos eléctricos que se aprecian en las imágenes, así como la disposición misma del tablero, mejora en las diferentes versiones. En segundo lugar, la figura misma del profesor va cambiando, apareciendo, de manera interesante y de forma consistente, profesores con barba. En tercer lugar, la posición de las manos va cambiando; a opinión de los alumnos, las imágenes iniciales mostraban al profesor con las manos muy arriba y, por un motivo que ellos no sabían verbalizar, esta postura lucía un tanto incómoda y no coherente con la tranquilidad que expresara el profesor. Esto es un ejemplo de esa dinámica inconsciente que permite abordar la herramienta.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para determinar el impacto que el empleo intencional de la actividad de generación de imágenes podría tener en la mejor asimilación del contenido presentado en el entorno interactivo y así ulteriormente en el aprendizaje, se realizaron diferentes pruebas a grupos de alumnos. En todos los casos, cada alumno interactuó con Neuro Diffusion 60 minutos antes de hacerlo con el entorno interactivo para aprender un tema específico,

para lo cual se establecieron tres grupos, cada uno de 25 alumnos: A) grupo control: alumnos que no usaron Neuro Diffusion previo a usar el entorno, B) alumnos que usaron Neuro Diffusion generando imágenes sin relación inmediata con el tema que tratarían en su clase, C) alumnos que usaron Neuro Diffusion generando imágenes relacionadas directamente con algún aspecto del tema que verían ese mismo día en clase.

La Figura 5 muestra los resultados de las medidas de aprendizaje realizadas, en donde los valores son el promedio por cada grupo y están dados en porcentajes, donde el 100% es el valor perfecto de la categoría. Se tomaron tres aspectos: interés, motivación y asimilación. El interés se midió como el tiempo promedio que permanecía el alumno en una sesión de estudio, la motivación es el número de temas de estudio que consultó de los disponibles en la sesión y la asimilación se determinó como la cantidad de respuestas correctas que obtuvo el alumno en una prueba de suficiencia realizada un mes después de haber estudiado el tema.

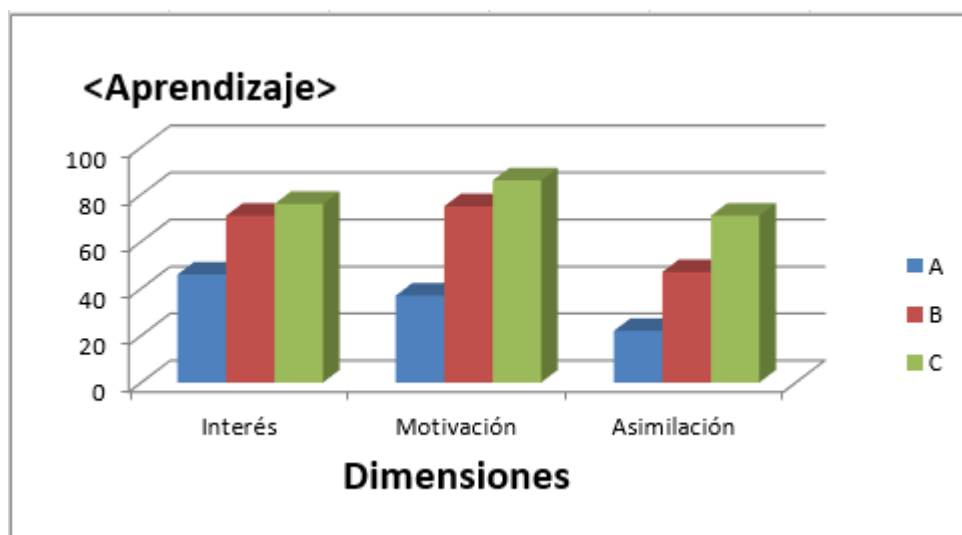


Figura 5: Métricas de aprendizaje para los primeros grupos considerados.

Fuente: El autor.

Se observa cómo la interacción con Neuro Diffusion genera mejorías en todos los aspectos considerados, contrastando los valores para los grupos A y B. A su vez, se observa cómo la selección más cuidadosa del escenario a emplear en Neuro Diffusion evidenció mejorías ulteriores, tal como indica los mayores valores del grupo C con respecto al grupo B. La diferencia más notable se da en la asimilación, en donde tanto la inclusión de Neuro Diffusion como la selección del escenario hace que la retención y aplicación ulterior de conocimientos en esencia se triplique con respecto a la ausencia del mismo y/o a la selección aleatoria de escenarios.

Con miras a establecer si el momento en el cual se hace la exposición a Neuro Diffusion tiene algún impacto, se incluyó un cuarto grupo (D). En este grupo la interacción intencional con Neuro Diffusion se realizó un día antes de la clase, esto con base en los estudios neurocientíficos que destacan la importancia del sueño en la ponderación y

consolidación de la información por parte de un aprendiz (Nusbaum et al, 2018). De esta manera, 24 horas antes de que el alumno tuviera su interacción para su clase específica, tuvo una sesión de trabajo con Neuro Diffusion, generando imágenes relacionadas en un contexto amplio con el tema puntual que trataría en la clase del día siguiente.

Esta selección fue realizada por el colectivo de profesores para poder hacerla incrementalmente y tomar insumos para la siguiente fase del proyecto que involucrará más aspectos biológicos como éste relativo al sueño y a la reorganización cognitiva que deviene con él y que se ha establecido es fundamental en la consolidación del aprendizaje. Esta primera exploración sólo hizo la separación temporal entre el uso por parte de los alumnos de Neuro Diffusion y del entorno interactivo de aprendizaje. La Figura 6 presenta los resultados obtenidos.

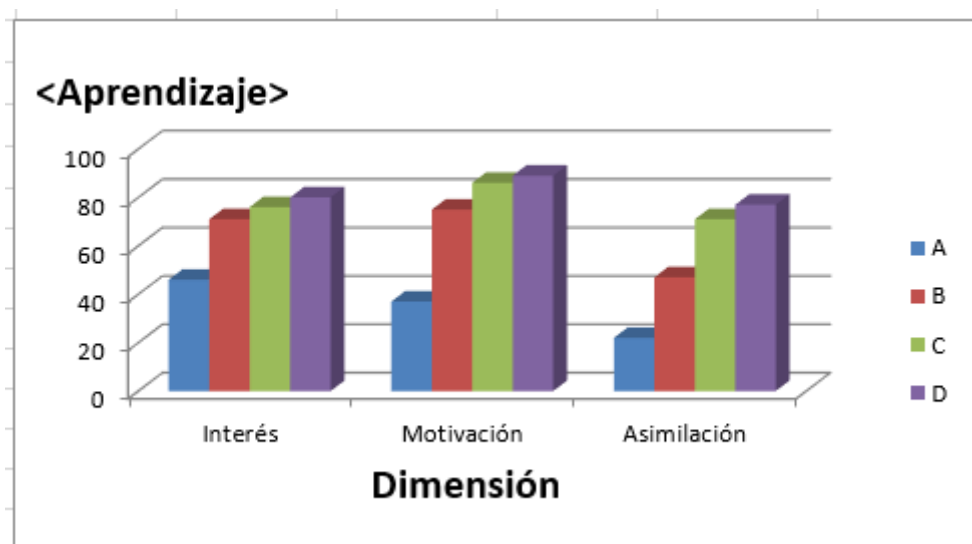


Figura 6: Métricas de aprendizaje para todos los grupos considerados.
Fuente: El autor.

Se observa que los resultados para el grupo D superan a todos los otros grupos. Este resultado sugiere que la consideración de aspectos biológicos es igual de importante que la disposición tecnológica de recursos para lograr establecer mejoras intencionales en el proceso de aprendizaje, más si éste se establece dentro del paradigma del aprendizaje significativo.

Otra forma de cotejar la información y de analizar la mejoría en el aprendizaje es comparando los resultados de los grupos B, C y D con respecto a la exposición base representada por el grupo A. Haciendo uso del indicador de aprendizaje ganancia promedio normalizada, <g> de Hake (Roychoudhury, Gabel, & Hake, 1989). Según Hake, se presentan tres regiones de interés: alta ganancia entre 0.7 y 1.0, media ganancia entre 0.3 y 0.7 y baja ganancia entre 0.0 y 0.3. En el caso presente se tienen valores para estas ganancias en las regiones medias y altas, con valores entre 0.42 y 0.8 (ver Figura 7).

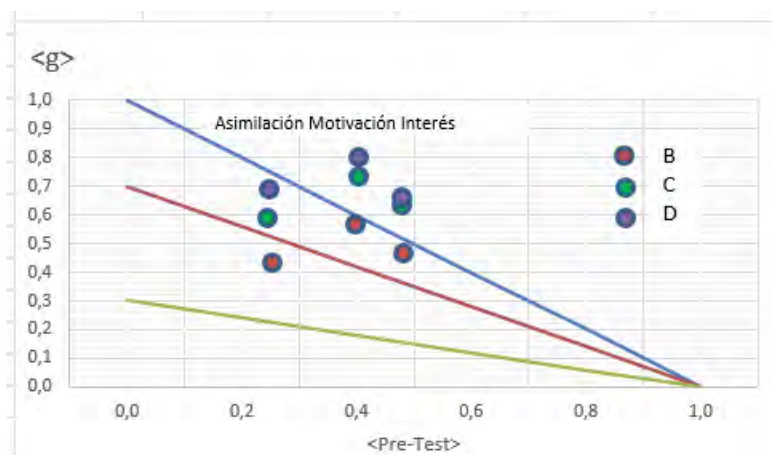


Figura 7: Ganancia normalizada de Haze vs pre-test para discriminar los efectos de Neuro Diffusion.

Fuente: El autor.

CONCLUSIONES

Considerar al ser humano como un ser complejo biopsicosocial permite obtener mejoras en su aprendizaje al tener en la cuenta toda su dimensionalidad.

Considerar que detrás del aprendizaje existe un trasfondo evolutivo biológico permite diseñar estrategias particulares para activar los procesos inconscientes que faciliten la asimilación de información y la ulterior construcción de conocimiento.

El diseño de las actividades de formación tomando como base la evolución, en particular en la forma de modulación neurogenética, y su impronta en cuanto al comportamiento general de los individuos permite de forma intencional evaluar la eficiencia del proceso didáctico.

Los modelos de inteligencia artificial que generan imágenes pueden tener ciertos sesgos o asociaciones no evidentes. En el caso presente, se observó cómo, para el ejemplo planteado de la imagen de un profesor, las imágenes generadas por Stable Diffusion tenían todas ellas al profesor usando gafas, característica que no fue explícitamente incluida en las descripciones de los alumnos.

La separación en el tiempo de actividades didácticas, para que sean mediadas por procesos oníricos en donde el cerebro analiza y organiza la información a la que ha sido expuesto, es valiosa para potenciar aún más el aprendizaje y determinar qué recursos didácticos son procedentes con miras a generar aprendizaje contextualizado y son un complemento apropiado de los moduladores.

El uso de tecnología para generar actividades complementarias y que sean naturalmente interesantes para los alumnos, como puede ser la generación de imágenes, es un apoyo que facilita al profesor poder materializar sus estrategias de enseñanza de formas más elaboradas manteniendo sus esfuerzos en niveles adecuados.

La inclusión de contextualidad en la selección de los escenarios sobre los cuales generar imágenes mostró ser de gran valor si éstos poseen una intencionalidad de incrementar la significatividad. Si se combinan con la separación temporal de actividades entre

esta generación y la inmersión en la plataforma tecnológica, se está frente a un promisorio entorno significativo de aprendizaje.

La consideración de aspectos más específicos con respecto a la generación de imágenes para uso educativo en el proceso de formación puede ser abordada en posteriores fases de este proyecto. Así, la presentación incremental de escenarios que lleven un patrón común o una complejización determinada, pueden dar lugar a activaciones particulares en el proceso de aprendizaje y/o en su consolidación.

REFERENCIAS

- Amin, T. & Levrini, O. (2017). *Converging Perspectives on Conceptual Change: Mapping an Emerging Paradigm in the Learning Sciences*. Routledge.
- Ausubel, D. (2000). *The Acquisition and Retention of Knowledge: A Cognitive View*. Springer.
- Dehouche, N., & Dehouche, K. (2023). What's in a text-to-image prompt? The potential of stable diffusion in visual arts education. *Heliyon*. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844023039646>)
- Doyle, T., & Zakrajsek, T. (2013). *The New Science of Learning: How to Learn in Harmony With Your Brain*. Stylus Publishing.
- Gruber, M. (2014). States of Curiosity Modulate Hippocampus-Dependent Learning via the Dopaminergic Circuit. *Neuron*, 84 (2), 486 – 496. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0896627314008046>)
- Nusbaum, H.C., Uddin, S., Van Hedger, S.C. & Heald, S. (2018) Consolidating skill learning through sleep. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 20, 174–182. (<https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2018.01.013>).
- Parra-Plaza, J.A. (2017). *Propiciando el aprendizaje significativo en entornos interactivos mediante la inserción de moduladores neurogenéticos*. COMPDES.
- Parra-Plaza, J.A. (2018). *Computación adaptativa para mediar tecnológicamente en la enseñanza para el aprendizaje*. Ed. Inst. Antioqueño de Investigación.
- Parra-Plaza, J.A. (2019). *Citoaprendizagem: Computação bioinspirada adaptativa focada na aprendizagem significativa*. CИСI
- Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). *High-Resolution Image Synthesis With Latent Diffusion Models*. CVPR. (https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/html/Rombach_High-Resolution_Image_Synthesis_With_Latent_Diffusion_Models_CVPR_2022_paper.html)
- Roychoudhury, A., Gabel, D. & Hake, R. (1989). Inducing and Measuring Conceptual Change in Introductory-Course Physics Students. *AAPT Announcer*, 19, 4 – 64. (<http://dx.doi.org/10.1119/1.18809>)
- Sordo, Z., Chagnon, E., & Ushizima, D. (2025). *A Review on Generative AI for Text-to-Image and Image-to-Image Generation and Implications to Scientific Images*. Applied Math and Computational Research Lawrence Berkeley National Laboratory Berkeley. (<https://arxiv.org/html/2502.21151v2>)