

## Revisar

### Una revisión sistemática de la literatura para implementar un modelo de lenguaje amplio en la educación superior: problemas y soluciones

Sghaier Guizani<sup>1</sup>· Tehseen Mazhar<sup>2,3</sup>· Tariq Shahzad<sup>4</sup>· Wasim Ahmad<sup>5</sup>· Afsha Bibi<sup>6</sup>· Habib Hamam<sup>7,8,9,10</sup>

Recibido: 22 de marzo de 2024 / Aceptado: 5 de febrero de 2025

Published online: 15 February 2025

© El autor(es) 2025 ABIERTO

#### Abstracto

Los chatbots basados en inteligencia artificial, especialmente los grandes modelos lingüísticos (LLM) como GPT-4, representan un avance significativo en la educación digital. Estos modelos destacan por imitar textos de forma similar a la humana y transformar los métodos de aprendizaje y enseñanza. Este estudio examina el desarrollo, la aplicación y el impacto de los LLM en la educación. Destaca su papel en la automatización de tareas instructivas y la promoción de experiencias de aprendizaje personalizadas. A pesar de las preocupaciones sobre su integración y los debates éticos, los LLM demuestran el potencial de la IA para mejorar las prácticas educativas. Nuestra investigación concluye que los LLM ofrecen oportunidades transformadoras para la educación. Sin embargo, su incorporación requiere consideraciones éticas rigurosas, medidas de privacidad de datos y un equilibrio entre los educadores humanos y las tecnologías de IA. Los hallazgos sugieren estrategias para integrar los LLM en los marcos educativos con el fin de mejorar los resultados del aprendizaje, preservando al mismo tiempo la integridad educativa.

**Palabras clave** Sistemas de procesamiento del lenguaje natural · Grandes modelos de lenguaje · Redes neuronales · Inteligencia artificial · Educación · Sistemas de aprendizaje

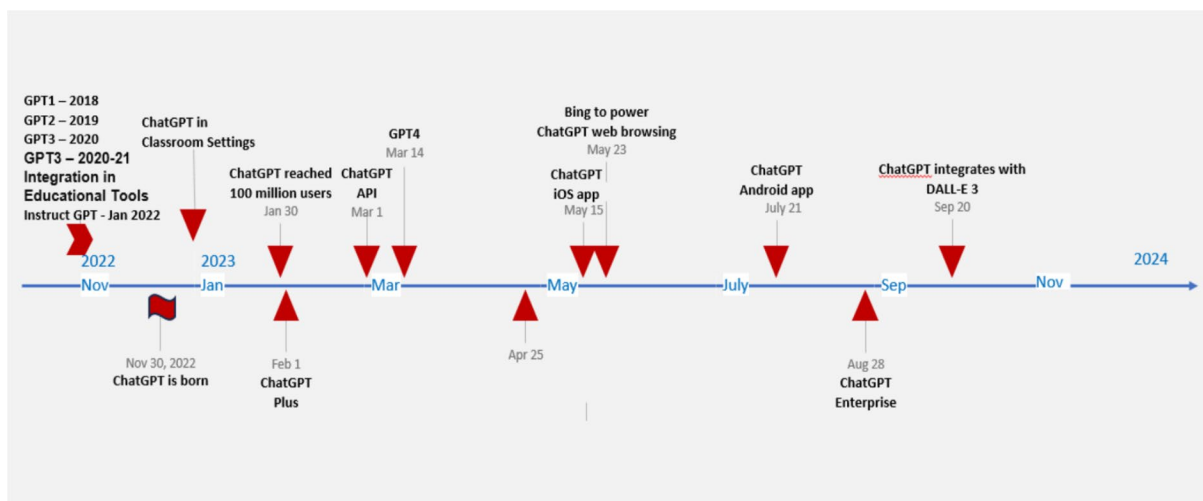
## 1 Introducción

El desarrollo de Modelos de Lenguaje Grandes (LLM), como GPT-3 y GPT-4, representa un avance significativo en inteligencia artificial, especialmente en el ámbito educativo. Estos modelos han redefinido diversos sectores, en particular el educativo, al permitir tareas como la calificación automatizada y el aprendizaje personalizado con una eficiencia sin precedentes.<sup>1,2</sup> Como se ilustra en la Fig.1 La rápida evolución de ChatGPT resalta el impacto transformador de los LLM en las metodologías educativas [3,4]. Gracias a sus capacidades avanzadas para comprender y generar textos similares a los humanos, los LLM abren nuevos caminos para experiencias de aprendizaje atractivas y personalizadas.

La historia de los modelos GPT, desde el GPT-1 en 2018 hasta el sofisticado GPT-4 en 2023, demuestra una progresión en complejidad y utilidad. El GPT-1, introducido por OpenAI con 117 millones de parámetros, sentó las bases, mientras que

\* Tehseen Mazhar, tehseenmazhar719@gmail.com ; Sghaier Guizani, sguizani@alfaisal.edu ; Tariq Shahzad, tariqshahzad@gmail.com ; Wasim Ahmad, dirección.wasimahmadits@gmail.com ; Afsha Bibi, afshabibiits@gmail.com ; Habib Hamam, habib.hamam@umoncton.ca | <sup>1</sup>Facultad de Ingeniería, Universidad Alfaisal, 11533 Riad, Arabia Saudita. <sup>2</sup>Facultad de Ciencias de la Computación, Facultad Nacional de Administración de Empresas y Economía, Lahore 54000, Pakistán. <sup>3</sup>Departamento de Ciencias de la Computación y Tecnología de la Información, Departamento de Educación Escolar, Gobierno de Punjab, Layyah 31200, Pakistán. <sup>4</sup>Departamento de Ingeniería Informática, Universidad COMSATS Islamabad, Campus Sahiwal, Sahiwal 57000, Pakistán. <sup>5</sup>Departamento de Computación, Escuela de Artes y Tecnología Creativa, Universidad del Gran Manchester, Manchester BL15AB, Reino Unido. <sup>6</sup>Departamento de Tecnología Informática y Software, Universidad de Swat, Swat 19200, Pakistán. <sup>7</sup>Facultad de Ingeniería, Universidad de Moncton, Moncton, NB E1A3E9, Canadá. <sup>8</sup>Escuela de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Johannesburgo, Johannesburgo 2006, Sudáfrica. <sup>9</sup>Instituto Internacional de Tecnología y Gestión (IITG), Av. Grandes Ecoles, Libreville BP 1989, Gabón. <sup>10</sup>Puentes para la Excelencia Académica – Spectrum, Túnez, Túnez.





**Figura 1** Evolución de ChatGPT

GPT-2, lanzado en 2019 con 1500 millones de parámetros, amplió la capacidad del modelo para gestionar una gama más amplia de tareas sin necesidad de entrenamiento específico. El lanzamiento en 2020 de GPT-3, con 175 000 millones de parámetros, marcó un hito importante, facilitando su aplicación en herramientas educativas que ofrecen tutoría personalizada y generación de contenido. InstructGPT, introducido en 2022, perfeccionó aún más las capacidades de GPT-3, reduciendo el lenguaje ofensivo y la desinformación, lo que propició su uso en aulas para mejorar las experiencias de aprendizaje interactivas. La amplia adopción de ChatGPT tras su lanzamiento en noviembre de 2022, que incluyó alcanzar los 100 millones de usuarios para enero de 2023 y el lanzamiento de su API en marzo de 2023, subraya su utilidad y aceptación.

En el ámbito educativo, el lanzamiento en 2023 de las aplicaciones de ChatGPT para iOS y Android y su integración con DALL-E 3 para la generación de contenido educativo representan un avance sustancial en el acceso a herramientas avanzadas de IA para educadores y estudiantes. La integración de GPT-4 en ChatGPT Plus en marzo de 2023, que amplió la ventana de contexto del modelo y redujo los sesgos, mejoró aún más su idoneidad para tareas educativas complejas. Además de la calificación automatizada, los LLM ahora admiten asistentes de aprendizaje interactivos y plataformas de aprendizaje de idiomas, lo que ofrece oportunidades sin precedentes para una educación adaptativa y personalizada que se adapta a las fortalezas y debilidades individuales de cada estudiante.<sup>5,6</sup>

Sin embargo, este progreso también plantea desafíos éticos y prácticos, que exigen una cuidadosa consideración para una integración responsable. A medida que estos modelos siguen avanzando, cuestiones como la privacidad de los datos, el posible sesgo en el contenido generado por IA y la brecha digital ponen de relieve la necesidad de un enfoque equilibrado en los entornos educativos.<sup>4,7</sup> Abordar estas preocupaciones éticas es esencial para garantizar que los LLM mejoren, en lugar de socavar, la integridad y la equidad educativas.

La arquitectura subyacente de los LLM, como se muestra en la figura.1, les permite comprender estructuras lingüísticas complejas y generar respuestas contextualmente relevantes con notable precisión y creatividad.<sup>8,9</sup>. Su estructura basada en transformadores ha revolucionado la comprensión del lenguaje de máquina, permitiendo un procesamiento extensivo de datos de texto para aprender patrones, matices y complejidades del lenguaje a través de diversos conjuntos de datos.<sup>10–12</sup>. El modelo de transformador, iniciado por arquitecturas como BERT y GPT, emplea mecanismos de autoatención para capturar un contexto lingüístico y una semántica más profundos <sup>[13]</sup>. En consecuencia, los LLM pueden manejar diversas tareas relacionadas con el lenguaje, incluida la generación de textos coherentes, la respuesta a preguntas y la traducción de alta calidad.<sup>14</sup>. GPT-4, en particular, amplía estas capacidades al incorporar entradas multimodales, como texto e imágenes, ampliando su alcance de aplicación <sup>[15]</sup>.

La evolución y sofisticación de los LLM, como se muestra en la Tabla1, subrayan su potencial para revolucionar la educación. Con una integración responsable, los LLM ofrecen una oportunidad única para hacer que el aprendizaje sea más atractivo, personalizado y eficiente, a la vez que abordan las consideraciones éticas necesarias para mantener la integridad educativa. Al comprender tanto las capacidades como los desafíos de estos modelos, educadores y legisladores pueden aprovechar al máximo el potencial de los LLM para impulsar avances significativos en la práctica educativa.

**Tabla 1** Comparación de varios GPT

Ref.	Año	Modelo	Usar	Características
[1]	2018	GPT-1	General	Decodificador Transformer de 2 niveles y 12 cabezales (sin codificador), seguido de un máximo lineal suave con corpus de libro: 4,5 GB de texto
[2]	2019	GPT-2	General	GPT-1, pero con normalización modificada con Web Text: 40 GB de texto
[3]	2020	GPT-3	General	GPT-2, pero con modificaciones para permitir un escalamiento más amplio con 570 GB de texto simple GPT-3
[8]	2022	Instruir a GPT	Conversación	optimizado para seguir instrucciones utilizando el modelo de retroalimentación humana
[9]	2022	ProtGPT2	Secuencias de proteínas	Como GPT-2 grande (36 capas) con secuencias de proteínas de UniRef50 de un total de 44,88 millones
[5]	2022	BioGPT	Biomédica Contenido	Como medio GPT-2 (24 capas, 16 cabezas) con elementos no vacíos de Pub Med totaliza 1,5 millones y perfeccionado con aprendizaje supervisado y aprendizaje de refuerzo a partir de retroalimentación humana (RLHF)

1.1 Contribución del estudio

Este documento presenta varias contribuciones clave para la comprensión y aplicación de los LLM en educación. Primero, ofrece un análisis profundo de las funciones de los LLM, centrándose en la automatización de tareas educativas como la generación de preguntas y la retroalimentación personalizada. Este análisis destaca cómo los LLM, incluyendo GPT-3 y GPT-4, mejoran las experiencias de aprendizaje al apoyar a los educadores y atraer a los estudiantes. Segundo, el documento evalúa críticamente el potencial y las limitaciones de los LLM en entornos educativos. Examina el equilibrio entre la innovación tecnológica y las consideraciones éticas necesarias para una integración responsable. Las recomendaciones para la adopción reflexiva de los LLM en educación constituyen la tercera contribución principal. Estas incluyen estrategias para abordar los desafíos relacionados con la privacidad de los datos, el sesgo en la IA y la importancia de la supervisión humana en los procesos automatizados. Al proporcionar estos conocimientos, el estudio tiene como objetivo guiar a los educadores, legisladores y desarrolladores de tecnología para aprovechar los beneficios de los LLM y mitigar sus riesgos.

1.2 Estructura del artículo

Las partes restantes del documento se dividen en:

Sección 2 Contiene Avances Tecnológicos e Implicaciones Educativas de los LLM, que analiza las tecnologías centrales detrás de los LLM, sus aplicaciones en la educación y describe los desafíos que enfrentan. Sección 3 Describe la metodología de investigación, donde se explican el protocolo de investigación, la selección de palabras clave, los criterios de inclusión y exclusión, la selección de artículos y el diagrama de prisma. 4 Se describen los resultados de la revisión bibliográfica y el análisis de datos, ofreciendo perspectivas sobre la aplicación de los LLM en la educación y en la educación superior. Esta sección también explica los diferentes tipos de desafíos que enfrentan los LLM para su implementación en las secciones educativas y sus soluciones. 5 concluye el trabajo.

2 Revisión de la literatura

2.1 LLMS en educación: oportunidades y desafíos

La aplicación de los LLM en la educación ofrece numerosas oportunidades para optimizar los procesos de enseñanza y aprendizaje. Los sistemas de calificación automatizados, los asistentes de aprendizaje personalizados y las plataformas de aprendizaje de idiomas son ejemplos notables de cómo se utilizan los LLM para mejorar los resultados educativos y agilizar las tareas administrativas. 16–18 Estas herramientas basadas en IA son prometedoras para proporcionar retroalimentación personalizada, promover la participación y apoyar experiencias de aprendizaje adaptativas que se ajusten a las necesidades únicas de cada estudiante. Estos avances representan un avance significativo en la creación de itinerarios educativos personalizados y la ampliación del acceso a recursos de aprendizaje, haciendo la educación más eficiente y accesible.

Sin embargo, la integración de los programas de maestría en derecho (LLM) en entornos educativos no está exenta de desafíos significativos. Las preocupaciones éticas, especialmente en relación con la privacidad de los datos, el sesgo de contenido y la posible dependencia excesiva del material generado por IA, son cuestiones críticas destacadas en estudios recientes [5,9,19]. Los LLM se capacitan con grandes conjuntos de datos, lo que genera inquietud sobre la representación y amplificación de los sesgos presentes en ellos. Estos sesgos podrían influir en el contenido educativo, perpetuando inadvertidamente estereotipos o reforzando desigualdades. 2]. Además, la implementación práctica requiere una infraestructura sólida,

La alfabetización digital entre educadores y estudiantes, así como políticas bien definidas para regular su uso responsable, también plantean inquietudes sobre el acceso equitativo, ya que las instituciones con recursos limitados pueden tener dificultades para integrar estas tecnologías.

A pesar de estos desafíos, los beneficios potenciales de los LLM —como la mejora de los resultados de aprendizaje, el fomento de la participación estudiantil mediante recorridos de aprendizaje personalizados y la reducción de la carga administrativa de los docentes— justifican contundentemente su adopción. Por lo tanto, las instituciones educativas deben abordar con cuidado la intersección del potencial tecnológico y las consideraciones éticas, garantizando que los LLM se integren de forma responsable y sostenible. Lograr este equilibrio es esencial para materializar el impacto transformador de los LLM en la educación, a la vez que se mantienen prácticas éticas, equitativas y eficaces.

## 2.2 Estudios de casos y ejemplos

Varios estudios de caso ilustran los beneficios prácticos de los LLM en contextos educativos. Por ejemplo, las aplicaciones de calificación automatizada y asistentes de aprendizaje personalizados demuestran cómo los LLM pueden apoyar a los docentes gestionando tareas repetitivas y proporcionando retroalimentación individualizada.<sup>6,16,17</sup> Estas herramientas permiten a los educadores centrarse en actividades de instrucción más complejas y al mismo tiempo garantizar que los estudiantes reciban comentarios rápidos y precisos sobre su progreso.

Los asistentes de aprendizaje personalizados representan otro uso impactante de los LLM, revolucionando la forma en que los estudiantes interactúan con el contenido educativo. Mediante chatbots adaptativos basados en IA, los estudiantes pueden disfrutar de experiencias de aprendizaje personalizadas que se ajustan a su ritmo y ofrecen apoyo personalizado. Estos asistentes proporcionan ejercicios, materiales complementarios y explicaciones detalladas para profundizar la comprensión de los estudiantes sobre las materias.<sup>17</sup> De igual manera, las plataformas de aprendizaje de idiomas que utilizan LLM ofrecen experiencias inmersivas e interactivas, permitiendo a los usuarios practicar habilidades lingüísticas en formatos conversacionales que imitan fielmente las interacciones con hablantes nativos. Estas plataformas aprovechan las capacidades avanzadas de procesamiento del lenguaje natural de los LLM para facilitar una adquisición lingüística más efectiva.<sup>18</sup>

Estos estudios de caso resaltan el potencial transformador de los LLM en la educación, mostrando cómo pueden enriquecer las experiencias de aprendizaje y optimizar los procesos administrativos. Sin embargo, estos ejemplos también subrayan la necesidad de abordar los desafíos asociados con la privacidad de los datos, los sesgos y la necesidad de supervisión humana, esenciales para mantener la integridad y la eficacia de los resultados educativos. Al examinar implementaciones exitosas, educadores y legisladores pueden obtener información valiosa sobre los beneficios y los desafíos de la integración de los LLM, lo que proporciona una hoja de ruta para futuras aplicaciones.

## 2.3 Consideraciones éticas y direcciones futuras

Las consideraciones éticas son primordiales al implementar programas de maestría en derecho (LLM) en entornos educativos. Si bien estos programas ofrecen beneficios transformadores, cuestiones como la privacidad de los datos, el sesgo de contenido y la brecha digital requieren una atención especial para evitar comprometer la equidad educativa y los derechos de los estudiantes. Por ejemplo, la recopilación y el procesamiento de datos de estudiantes por parte de los LLM requieren marcos rigurosos de gobernanza de datos para salvaguardar la privacidad, proteger contra el acceso no autorizado y garantizar el cumplimiento de la normativa pertinente.<sup>6,9</sup> Además, las preocupaciones sobre los sesgos incorporados en el contenido generado por IA exigen un seguimiento continuo, un perfeccionamiento de los modelos y transparencia en los resultados de la IA para evitar el refuerzo involuntario de estereotipos dañinos o patrones discriminatorios.

De cara al futuro, el LLM en educación es prometedor, pero requiere un optimismo prudente. La investigación continua debe priorizar nuevas aplicaciones que mejoren los resultados de aprendizaje, abordando al mismo tiempo las limitaciones éticas. Por ejemplo, las innovaciones que promueven el aprendizaje colaborativo y la inclusión pueden ayudar a reducir la brecha digital, fomentando el acceso equitativo para estudiantes de diversos orígenes. Se anima a los responsables políticos y a los líderes educativos a establecer directrices y marcos éticos que promuevan el uso responsable de los LLM, garantizando que estas tecnologías complementen, y no sustituyan, a los educadores humanos. Este enfoque ayudaría a equilibrar la eficiencia tecnológica con la necesidad de elementos humanos cruciales en la educación, como la mentoría, el razonamiento ético y el desarrollo de habilidades sociales.

A medida que los LLM evolucionan, es probable que introduzcan herramientas cada vez más innovadoras para la educación personalizada, el aprendizaje colaborativo y una mayor accesibilidad. Al enfatizar la integración responsable y considerar las obligaciones éticas, los educadores y tecnólogos pueden orientar el desarrollo de los LLM hacia la creación de entornos de aprendizaje inclusivos y alineados con los valores educativos fundamentales. Las referencias [2,6,9,16,18] citados a lo largo de esta revisión de la literatura subrayan la compleja interacción entre los avances tecnológicos y las obligaciones éticas, lo que pone de relieve la importancia de abordar tanto el potencial transformador como los desafíos inherentes de los LLM en entornos educativos.

### 3 Protocolo de investigación

Un protocolo de investigación es un plan integral y un conjunto de directrices que describen el proceso de revisión sistemática. Este protocolo establece un marco estructurado que detalla las preguntas de investigación, la estrategia de búsqueda, los criterios de inclusión y exclusión, los métodos de extracción y síntesis de datos, y los estándares de evaluación de calidad para los estudios seleccionados.<sup>20</sup>]. Cifra 2 ilustra el flujo de trabajo a través de cada fase de la revisión sistemática de la literatura (SLR).

#### 3.1 Fase 1: planificación de la revisión

Esta fase inicial es crucial para desarrollar un enfoque sistemático y metodológicamente sólido. Mediante una planificación minuciosa, este SLR garantiza que el proceso de revisión esté bien estructurado, generando información fiable y valiosa. Los componentes esenciales de esta fase se describen a continuación.

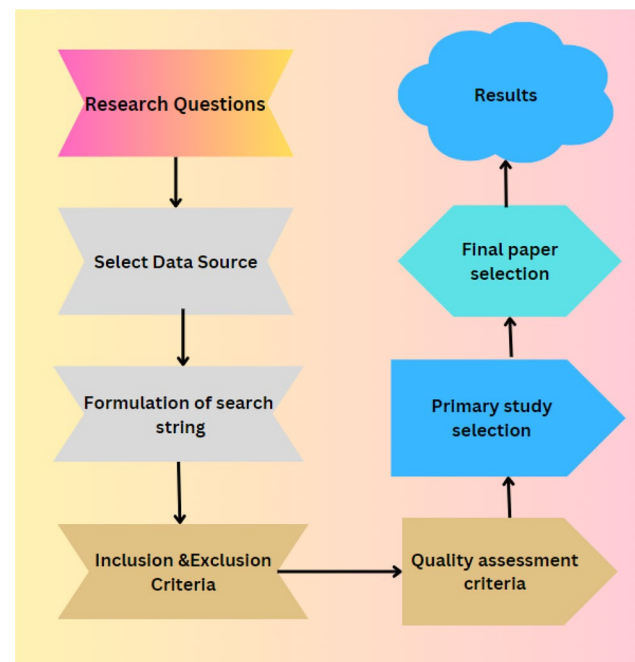
##### 3.1.1 Identificación de las preguntas de investigación

El objetivo principal de esta SLR es analizar y resumir la evidencia empírica sobre la aplicación de los LLM en contextos educativos. Esta revisión examina la evolución de los LLM, su papel en diversos ámbitos educativos, su proceso de formación y cómo se aplican para satisfacer las necesidades de estudiantes y educadores.<sup>21</sup>]. Mesa 2 Presenta las preguntas de investigación junto con sus motivaciones, que guían el proceso de revisión.

##### 3.1.2 Formulación de las cadenas de búsqueda

Para garantizar una cobertura completa de los estudios relevantes, construimos cadenas de búsqueda combinando palabras clave y operadores booleanos (p. ej., "AND", "OR") según las preguntas de investigación. Las cadenas de búsqueda se aplicaron a títulos, resúmenes y, cuando estaban disponibles, textos completos, para abarcar una amplia gama de estudios relevantes. Tabla 3 presenta ejemplos de cadenas de búsqueda utilizadas, combinando palabras clave y sinónimos alineados con nuestros objetivos de investigación.

Figura 2 Flujo de trabajo



**Tabla 2**Preguntas de investigación

Preguntas de investigación	Motivación
¿Cuál es la historia de los LLM?	Comprender el desarrollo y la progresión de los modelos LLM
¿Cuál es el proceso de formación y trabajo de los LLM?	Explorar la arquitectura, el proceso de capacitación y la dinámica operativa. ics de LLMs
¿Cuál es el papel de los LLM en la educación y el aprendizaje digital?	Analizar el impacto de los LLM en las prácticas educativas y digitales plataformas de aprendizaje
¿Cómo se implementan los LLM en la educación superior?	Identificar oportunidades, desafíos y estrategias de mitigación para Adopción de LLM en la educación superior
¿Cuáles son los principales desafíos y riesgos relacionados con los LLM en educación?	Investigar los desafíos específicos de la integración de LLM, incluidos cuestiones éticas y prácticas
¿Qué soluciones abordan los principales desafíos y riesgos de los LLM en educación?	Explorar técnicas de mitigación para los desafíos identificados en LLM implementación

**Tabla 3**Formulación de cadena de búsqueda

Palabra clave	Sinónimo/Palabra alternativa
Educación	("programa" O "sistema")
ChatGpt	("IA" O "ML")
Solicitud	("métricas" O "clasificación")
Métodos	("Técnicas" O "Marco")

**Tabla 4**Consultas de búsqueda

Fuente de datos	Inicial	Título y palabra clave	Abstracto	Texto completo
IEEE Xplore	90	80	45	25
Ciencia directa	80	65	50	35
Biblioteca digital de la ACM	200	120	50	30
Enlace Springer	120	50	45	35
Wiley	60	35	30	25
Resultados	550	350	220	150

**3.1.3 Selección de fuentes de datos**

Seleccionamos cinco bibliotecas digitales destacadas para la recopilación de datos: IEEE Xplore, Science Direct, ACM Digital Library, Wiley y Springer Link. Cada base de datos se consultó cuidadosamente para maximizar la identificación de estudios relevantes. Tabla4y la figura.3Resumen de los resultados iniciales de la búsqueda por fuente de datos, mostrando el filtrado progresivo de estudios desde el título hasta la revisión completa. Figura 4Ilustra el proceso de consulta de búsqueda.

**3.1.4 Criterios de inclusión y exclusión**

Se aplicaron criterios de inclusión y exclusión para garantizar la relevancia, el rigor y la calidad del proceso de selección de estudios. Los estudios se incluyeron si cumplían los siguientes criterios:

- Fecha de publicación: Se consideraron los estudios publicados entre 2016 y 2023 para capturar los avances recientes en las aplicaciones de LLM.
- Área de enfoque: Estudios enfocados específicamente en LLMs (Large Language Models) con énfasis en su evaluación, desarrollo histórico, procesos de formación y aplicaciones dentro de contextos educativos.
- Contexto educativo: Estudios que examinan el uso de títulos de LLM en entornos educativos, como su impacto en los resultados de aprendizaje, el apoyo instructivo y la participación de los estudiantes.
- Fuentes confiables: solo se incluyeron estudios publicados en revistas, libros o actas de conferencias revisados por pares y de buena reputación para garantizar la calidad y la credibilidad.

Figura 3Resultado de la consulta

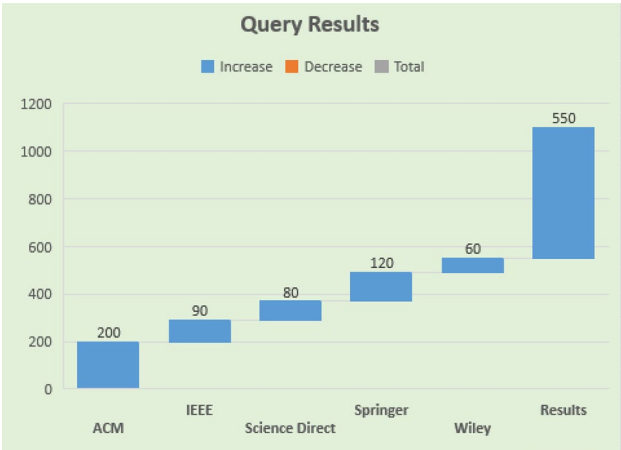


Figura 4Proceso de consulta de búsqueda

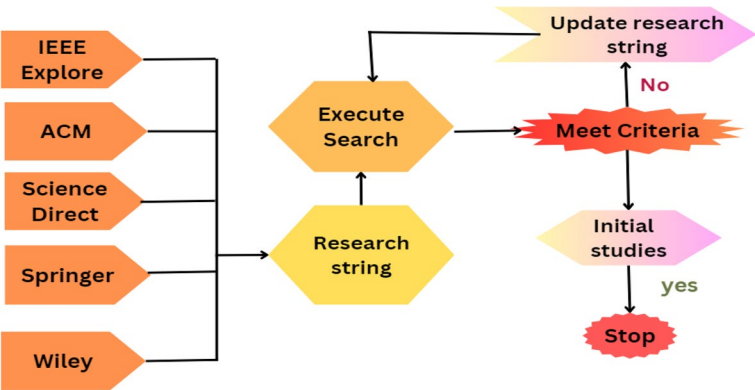


Tabla 5 Evaluación de calidad criterios

Sr. No	Preguntas de evaluación de calidad
C1	¿El estudio proporciona suficiente información sobre la historia de los
C2	LLM? ¿Describe el modelo y los procesos de formación de los LLM?
C3	¿Analiza el papel de los LLM en la educación y el aprendizaje digital?
C4	¿Explora las aplicaciones de los LLM en la educación superior?
C5	¿El estudio examina los desafíos y soluciones del LLM en educación?

Se aplicaron los siguientes criterios de exclusión para eliminar los estudios que no se alineaban con los objetivos de la revisión:

- Publicaciones obsoletas: se excluyeron los estudios publicados antes de 2016 para centrarse en los desarrollos recientes.
- Enfoque irrelevante: Se excluyeron los estudios que no se centraron principalmente en los LLM o sus aplicaciones en la educación.
- Falta de rigor empírico: Se excluyeron los estudios que carecían de datos empíricos sustanciales, análisis o conocimientos sobre la eficacia de los LLM en contextos educativos.
- Enfoque limitado en el impacto educativo: Se excluyeron los estudios que no abordaron el impacto práctico o teórico de los LLM en los entornos de aprendizaje.

3.1.5 Definición de los criterios de evaluación de la calidad

Se establecieron criterios de evaluación de calidad (GC) para garantizar que solo se incluyeran en la revisión estudios que cumplieran con altos estándares de relevancia, rigor y fiabilidad. Cada criterio de GC, presentado en la Tabla5, se alinea con las preguntas de investigación y los objetivos del estudio.

Para cada criterio, los estudios se calificaron de la siguiente manera:

**La puntuación de 1:**El estudio cumple el criterio en grado suficiente.

Tabla 6 Selección de trabajos finales

Año	Número de papeles
2016	3
2017	2
2018	5
2019	12
2020	11
2021	16
2022	26
2023	74

Figura 5 Selección final de trabajos



**La puntuación de 0:**El estudio no cumple el criterio.

Para ser incluidos, los estudios debían alcanzar una puntuación total mínima de 3 sobre 5 en los criterios de control de calidad. Este umbral garantizó que solo los estudios que aportaran suficiente detalle y perspectivas relevantes para los objetivos de la revisión se incluyeran en la selección final.

Solo los estudios que alcanzaron o superaron la puntuación mínima de 3 se incluyeron en el análisis final. Este proceso de puntuación garantizó una evaluación consistente y rigurosa de la calidad de los estudios.

**3.1.6 Selección del estudio primario**

Los estudios primarios se seleccionaron mediante un enfoque de peaje, que garantiza la inclusión exclusiva de los estudios que cumplen cada criterio de calidad. La progresión de la selección de estudios se muestra en la Tabla 1.6, con la selección final visualizada en la Fig.5, mientras que la Fig.6 Proporciona una descripción general de todo el proceso.

De acuerdo con las directrices PRISMA (Ítems de Informe Preferidos para Revisiones Sistemáticas y Metaanálisis), hemos estructurado el proceso de selección de estudios para garantizar la transparencia y la coherencia. Se realizó una búsqueda exhaustiva en bases de datos seleccionadas y se revisaron cuidadosamente los materiales que cumplían con nuestros criterios de inclusión. El diagrama de flujo PRISMA (Fig.5) ofrece una visión general del proceso de selección, ilustrando cada etapa, desde la identificación inicial de los estudios hasta la inclusión final de los artículos relevantes. Este enfoque garantiza que la revisión sea sistemática y reproducible, proporcionando una base sólida para sintetizar los hallazgos.



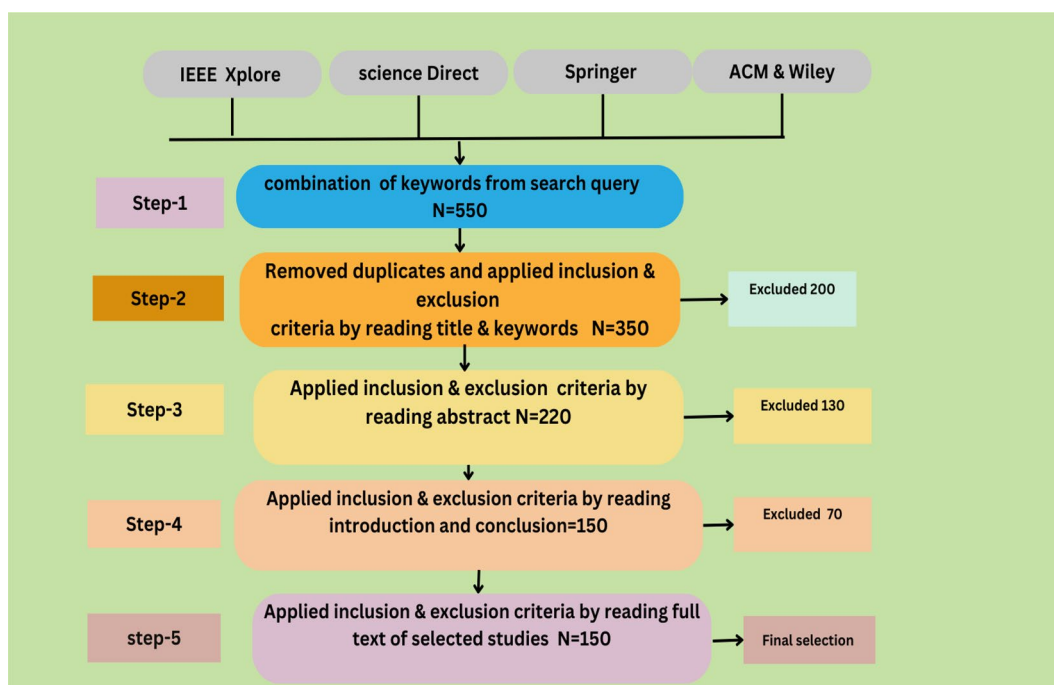


Figura 6 Diagrama de prisma

## 4 resultados

### 4.1 Historia del LLM

Los modelos de IA que se incluyen en la categoría LLM pueden crear contenido textual único mediante el análisis y la comprensión del lenguaje natural. Estos modelos utilizan técnicas de aprendizaje automático (DL) para extraer patrones ocultos y creaciones lingüísticas a partir de grandes volúmenes de datos textuales.<sup>22-24</sup>. En la investigación de PNL, la frecuencia aumenta [70] Los avances significativos en el desarrollo de modelos de aprendizaje automático (ML) estadísticos en las décadas de 1980 y 1990, especialmente en la última década, se basaron en técnicas de investigación probabilística. Estos modelos se emplearon para calcular la probabilidad de una secuencia de palabras dada en una condición dada. En comparación con los algoritmos basados en reglas, los algoritmos de aprendizaje automático (ML) de máquina han demostrado mejorar la capacidad de procesamiento para conjuntos de datos más grandes.<sup>24</sup> [ Sin embargo, los sistemas de aprendizaje automático (ML) han tenido dificultades para comprender el lenguaje en cuanto a sus componentes semánticos y contextuales. Desde el inicio de los modelos neuronales del lenguaje a mediados de la década de 2010 [25] El modelado lingüístico ha avanzado significativamente. El modelo lingüístico de redes neuronales recurrentes (RNNLM) simplificó la creación de texto en 2010 al predecir con precisión los elementos contextuales dentro de las frases. Dado que Google Neural Machine Translation (GNMT) se sometió a un entrenamiento exhaustivo para lograr un mejor rendimiento con la entrada de texto de muchos países, su lanzamiento en 2015 marcó un avance significativo a escala global.<sup>26</sup>. Mesa<sup>7</sup> presenta un análisis comparativo de los LLM, respectivamente.

En la tabla<sup>7</sup> La columna "Precisión" representa el rendimiento de varios Modelos de Lenguaje Grande (LLM) en tareas de referencia de Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), medido como un porcentaje. Estos porcentajes de precisión reflejan qué tan bien cada modelo puede predecir correctamente o generar el resultado correcto según la entrada que se le proporcionó, en comparación con el rendimiento a nivel humano o un conjunto de pruebas predefinido. Los valores pueden significar diferentes métricas, como la puntuación F1, la coincidencia exacta o cualquier otro indicador de rendimiento relevante, dependiendo de las tareas específicas en las que se evaluó cada modelo, como la respuesta a preguntas, el resumen de texto, el análisis de sentimientos, etc. Para los modelos que proporcionan dos valores de precisión, generalmente representan métricas de rendimiento en dos tareas de evaluación o conjuntos de datos distintos, lo que muestra la versatilidad y la amplitud de las capacidades del modelo. Por ejemplo, el primer valor podría corresponder a la precisión de un modelo en un conjunto de datos estándar para la clasificación de texto, mientras que el segundo podría estar relacionado con una tarea más compleja como la respuesta a preguntas. Esta columna es crucial para comprender la eficacia de los diferentes LLM en el procesamiento y la comprensión del lenguaje natural, y orienta a investigadores y profesionales en la selección del modelo más adecuado para sus tareas específicas de PNL. Tras el lanzamiento del modelo Transformer en 2017, se facilitó el desarrollo de modelos con mayores niveles de...

**Tabla 7** Un análisis comparativo de los LLM, respectivamente

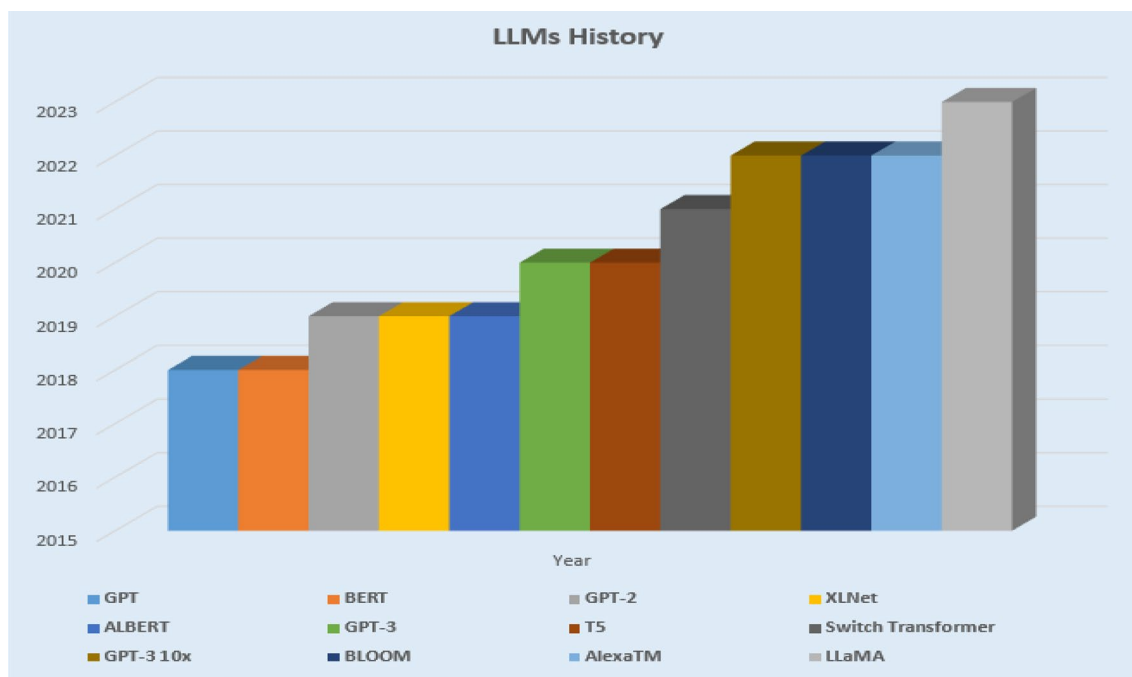
Artículo	Modelo	Año	Arquitectura	Características
[28,29]	GPT	2018	Transformador	Primer modelo de transformador a gran escala
[30-32]	BERT	2018	Transformador	Texto de preguntas y respuestas que resume la comprensión de las intenciones de búsqueda del usuario y el contenido indexado por el motor de
[5,33]	GPT-2	2019	Transformador	búsqueda Modelo Transformer mejorado
[34,35]	Roberta	2019	Transformador	Modelo BERT mejorado
[29,36,37] [38,39]	XLNet	2019	Transformador	Respuesta a preguntas, análisis de sentimientos, búsqueda de información relevante en bases de documentos o en línea
[40]	DistilBERT	2020	Transformador	Modelo BERT más ligero
[41]	ALBERTO	2021	Transformador	BERT con parámetros eficientes
[41,42]	GPT-3	2021	Transformador	Amplia gama de tareas de PNL, que incluyen respuesta a preguntas, generación de contenido, resumen de texto, clasificación de texto, información extracción de información
[43,44]	T5	2022	Transformador	Transformador de transferencia de texto a texto
[45,46]	Transformador de comunicación	2022	Transformador	Arquitectura modular para escalabilidad
[47,48]	GPT-3 10x	2022	Transformador	Modelo BERT más ligero
[49]	FLORACIÓN	2022	Transformador	Diferentes tareas de PNL, incluidas respuesta a preguntas, análisis de sentimientos y clasificación de texto.
[50,51]	Alexa TM	2022	Transformador	Arquitectura bidireccional de secuencia a secuencia.

Complejidad, ya que permitía el entrenamiento continuo en varias GPU. El GPT-1, basado en transformadores, de Open AI, inició avances significativos en PNL en 2018. Los transformadores tienen un impacto revolucionario en las tareas de PNL, como lo demuestra la capacidad del GPT-1 para construir palabras contextualmente relevantes a pesar de tener 117 millones de parámetros.<sup>27</sup>

Numerosas aplicaciones de PNL han demostrado el valor de los LLM, en particular el GPT-3. Se espera que el GPT-4 sea más grande que el GPT-3 y posea más potencia computacional, mejorando la calidad de la producción del lenguaje.<sup>52,53</sup> A pesar del uso extensivo de los LLM, aún es necesario resolver sesgos cruciales y resultados desfavorables. Los problemas que plantea la implementación de LLM son el tamaño de la muestra de entrenamiento, la integridad del conjunto de datos instruccionales, la escala del modelo y el diseño arquitectónico. Un análisis detallado de la eficacia de LLM considera varios factores, como la cantidad y el calibre del conjunto de datos de entrenamiento, el número de parámetros, la complejidad de la arquitectura del modelo y la tarea específica que se examina.<sup>54,55</sup> Dado que los LLM aún se encuentran en sus primeras etapas de desarrollo, su eficacia varía según los estudios y las situaciones en las que se emplean. Los programadores proporcionan a los LLM diferentes cantidades de texto escrito para que utilicen enfoques de aprendizaje automático y redes neuronales (NN) para comprender y producir lenguaje humano. El proceso de entrenamiento requiere una alta potencia de procesamiento y la adquisición de contenido textual de diversas fuentes, lo que puede tardar varias semanas en completarse.<sup>55-57</sup> Traducción de idioma, de Chabot <sup>[58]</sup>, resumen <sup>[59]</sup>, reconocimiento emocional <sup>[60]</sup>, banca <sup>[61]</sup>, cuidado de la salud <sup>[62]</sup> y la educación son solo algunos de los sectores donde se utilizan los LLM. Si bien los LLM ofrecen varias ventajas, como la adaptabilidad y la idoneidad para diversos ámbitos lingüísticos, también enfrentan desafíos relacionados con la ética y los sesgos.<sup>63</sup> Sin embargo, a pesar de estas desventajas, los LLM desempeñan un papel importante en la investigación de la IA, lo que podría revolucionar la comprensión del lenguaje y los métodos de comunicación. La necesidad de usar los LLM en circunstancias más amplias podría volverse más apremiante a medida que evolucionen. Con el tiempo, el tamaño y la complejidad de los LLM han cambiado significativamente, mostrando una capacidad notable en la generación y comprensión del lenguaje natural. Sin embargo, a medida que estos modelos se vuelven más complejos, es necesario abordar y resolver problemas sociales y culturales, incluyendo sesgos y limitaciones.<sup>64</sup> Cifra<sup>7</sup> ilustra la historia del modelo LLM.

## 4.2 Formación de LLM

Se debe seguir un enfoque específico para capacitar eficazmente a los LLM. La etapa inicial del procedimiento implica recopilar y organizar una gran cantidad de material textual.<sup>65</sup> En este material se citan diversas fuentes, como libros, revistas, sitios web y otros repositorios textuales. El núcleo de las técnicas de investigación. Estos modelos se utilizaron para calcular la probabilidad de una secuencia de palabras dada en una condición dada. En comparación con los algoritmos basados en reglas, los algoritmos de aprendizaje automático (ML) han demostrado mejorar la capacidad de procesamiento para conjuntos de datos más grandes.<sup>12,24</sup> Sin embargo, los sistemas de aprendizaje automático han tenido dificultades para



**Figura 7** Historia del modelo LLM

Comprender el lenguaje en cuanto a sus componentes semánticos y contextuales. Desde el inicio de los modelos neuronales del lenguaje a mediados de la década de 2010, el modelado del lenguaje ha avanzado significativamente.<sup>25</sup> El modelo actual de lenguaje de red neuronal (RNNLM) simplificó la creación de texto en 2010 al predecir con precisión los elementos contextuales dentro de las frases. Dado que Google Neural Machine Translation (GNMT) se sometió a un entrenamiento exhaustivo para lograr un mejor rendimiento con la entrada de texto de muchos países, su lanzamiento en 2015 marcó un avance significativo a escala global.<sup>26</sup>

Tras el lanzamiento del modelo Transformer en 2017, se facilitó el desarrollo de modelos con niveles de complejidad más altos, ya que permitía el entrenamiento continuo en varias GPU. El modelo GPT-1 de Open AI, basado en Transformers, demostró avances significativos en PLN en 2018. Los Transformers tienen un impacto revolucionario en las tareas de PLN, como lo demuestra la capacidad de GPT-1 para construir palabras contextualmente relevantes a pesar de tener 117 millones de parámetros.<sup>27</sup> Numerosas aplicaciones de PLN han demostrado el valor de los LLM, en particular el GPT-3. Se espera que el GPT-4 sea más grande que el GPT-3 y posea mayor potencia computacional, lo que mejorará la calidad de la producción lingüística. A pesar del amplio uso de los LLM, aún es necesario resolver sesgos cruciales y resultados desfavorables. Los problemas que plantea la implementación de los LLM son el tamaño de la muestra de entrenamiento, la integridad del conjunto de datos instruccionales, la escala del modelo y el diseño arquitectónico.<sup>54</sup> Un análisis detallado de la eficacia de LLM considera varios factores, como la cantidad y el calibre del conjunto de datos de entrenamiento, el número de parámetros, la complejidad de la arquitectura del modelo y la tarea específica que se examina. Dado que los LLM aún se encuentran en sus primeras etapas de desarrollo, su eficacia varía según los estudios y las situaciones en las que se emplean. Los programadores proporcionan a los LLM diferentes cantidades de texto escrito para que utilicen enfoques de aprendizaje automático y redes neuronales (NN) para comprender y producir lenguaje humano.<sup>55,57</sup> El proceso de entrenamiento requiere una alta potencia de procesamiento y la adquisición de contenido textual de diversas fuentes, lo que puede tardar varias semanas en completarse. La traducción de idiomas, los Chabots, el resumen de reconocimiento emocional, la banca, la sanidad y la educación son solo algunos de los sectores donde se utilizan los LLM. Si bien los LLM ofrecen varias ventajas, como la adaptabilidad y la idoneidad para diversos ámbitos lingüísticos, también enfrentan desafíos relacionados con la ética y los sesgos. No obstante, con estas desventajas, los LLM desempeñan un papel importante en la investigación de la IA, que podría revolucionar la comprensión lingüística y los métodos de comunicación. La necesidad de utilizar los LLM en circunstancias más amplias puede volverse más apremiante a medida que evolucionan. Con el tiempo, el tamaño y la complejidad de los LLM han cambiado significativamente, mostrando una capacidad notable en la generación y comprensión del lenguaje natural. Sin embargo, a medida que estos modelos se vuelven más complejos, es necesario abordar y resolver problemas sociales y culturales, como sesgos y limitaciones.<sup>63,66,67</sup>

#### 4.2.1 GPT-3

Es seguro concluir que entre los modelos de lenguaje (LM) más refinados e inclusivos creados se encuentra el GPT-3 de Open AI [68]. Fue crucial para la creación del PLN, un avance significativo en la disciplina. La principal razón de la capacidad de la computadora para detectar patrones y conexiones lingüísticas intrincadas es la arquitectura fundamental basada en transformadores del GPT-3.<sup>1,69</sup> Se utilizan transformadores para garantizar la eficacia de GPT-3. Gracias a sus numerosas capas de transductores, el modelo puede crear y comprender texto en múltiples niveles de abstracción. Dado que GPT-3 cuenta con 175 mil millones de parámetros únicos, se considera uno de los LM más completos jamás creados. El proceso de entrenamiento de GPT-3 influye considerablemente en los datos de texto disponibles públicamente y se basa principalmente en el aprendizaje no supervisado. El enorme tamaño de GPT-3 y la gran cantidad de datos utilizados durante el entrenamiento proporcionan al modelo una comprensión avanzada del inglés. GPT-3 puede producir textos que abarcan una amplia gama de temas y tienen características similares a los creados por humanos. El amplio alcance del modelo permitió hacer posible este logro.<sup>70</sup>

#### 4.2.2 Bidireccional

BERT es un modelo de lenguaje extenso, reconocido por su capacidad para abordar problemas complejos en PNL. Ha recibido numerosos elogios a lo largo de los años. El proceso de entrenamiento de BERT consta de tres etapas: preentrenamiento, entrenamiento y perfeccionamiento. Cada fase refuerza la competencia general de BERT.<sup>71</sup> BERT estudia una cantidad considerable de texto no estructurado para explicar las reglas del lenguaje durante la fase de preentrenamiento. Actividades como la predicción de la siguiente oración (NSP) y el enmascaramiento multicapa (MLM) son esenciales en esta fase. El MLM mejora el conocimiento contextual al ocultar partes de los tokens de entrada, lo que obliga al modelo a inferir su origen. Al evaluar si una segunda afirmación sigue lógicamente a la primera, BERT utiliza NSP para mejorar su conocimiento de la consistencia lógica. Tras la fase de preentrenamiento, BERT utiliza las observaciones de datos para centrarse en tareas como el análisis de sentimientos y el reconocimiento de entidades, con el fin de refinar las representaciones que ha aprendido para estos usos.<sup>32</sup> Técnicas específicas, como la optimización del origen del crecimiento y la retropropagación, modifican el modelo. Hardware especializado, como unidades de procesamiento gráfico (GPU), unidades de procesamiento tensorial (TPU) y campos

Se requieren matrices de puertas programables (FPGA) para el proceso de entrenamiento. La arquitectura del transformador BERT incorpora mecanismos de devoción, conexiones y normalización de capas para que el sistema pueda identificar interconexiones complejas y gestionar eficazmente amplias interacciones contextuales.[72](#)].

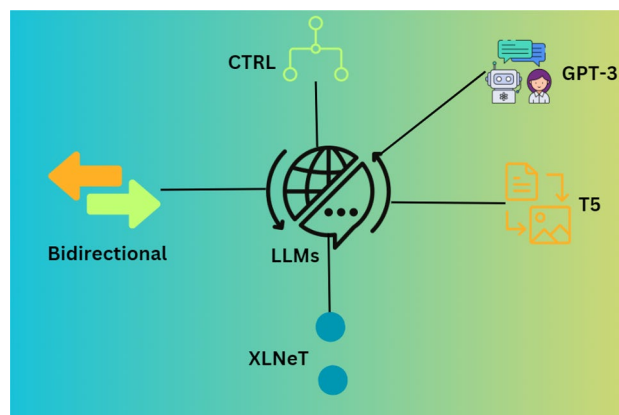
### 4.2.3 Red XL

La adopción de una estrategia de preentrenamiento autorregresivo generalizada, como la que establece XL Net, ofrece una solución eficiente a los desafíos inherentes a los métodos convencionales de modelado del lenguaje. XL Net se entrena mediante permutaciones en lugar de los modelos autorregresivos típicos que se aprenden mediante simulaciones. En lugar de basar sus predicciones en el orden de palabras previsto durante el entrenamiento, XL Net evalúa exhaustivamente cada permutación potencial de la secuencia de entrada y anticipa por separado la probabilidad asociada a cada permutación. Esto se realiza en lugar de basar sus pronósticos en el orden de palabras observado. Al expresar eficazmente las relaciones en ambas direcciones, XL Net puede evitar las limitaciones impuestas por el modelado secuencial, que se limita al desarrollo que se mueve de izquierda a derecha en un método secuencial. El entrenamiento no supervisado se incluye en la etapa inicial del proceso de entrenamiento guiado en XL Net [\[73, 74\]](#) esto le sigue una fase en la que se realiza una modificación sustancial. Durante la fase de preentrenamiento no supervisado, XL Net puede predecir palabras considerando todo el contexto de entrada sin errores humanos. XL Net emplea un diseño basado en transformadores similar al paradigma BERT, pero incorpora mejoras significativas. El uso de permutaciones en la función objetivo de entrenamiento de XL Net aumenta la complejidad de algunas tareas, lo que requiere un número considerablemente mayor de instancias de entrenamiento en comparación con los modelos autorregresivos convencionales para cubrir diferentes escenarios potenciales. A diferencia de los modelos autorregresivos estándar, que se basan en la premisa de causa y efecto, XL Net ofrece mayor complejidad al integrar permutaciones. La gestión de los gastos computacionales durante el proceso de entrenamiento en un ordenador implica soluciones adecuadas como el "muestreo factorizado" para limitar la evaluación a un número limitado de permutaciones en cada iteración de entrenamiento. Otro desafío en el entrenamiento de XL Net es la considerable necesidad de recursos computacionales.[75,76](#)Debido a su gran tamaño y a las posibilidades de realizar modificaciones importantes, se requiere memoria y capacidad de procesamiento adicionales. El proceso de entrenamiento de XL Net implica el uso de varias GPU o TPU, lo que resulta en una gran extensión de la duración total del procedimiento.[77,78](#)]. Cifra8Representa el proceso de los modelos LLM.

### 4.2.4 Control

La capacidad única del CTRL-LM para llevar a cabo esta función permite generar expresiones textuales a partir de códigos de control e instrucciones de usuario [\[79\]](#)La fase de preentrenamiento y la fase de validación conforman el proceso de entrenamiento de este modelo. En la fase de entrenamiento inicial, CTRL integra un gran volumen de datos fácilmente disponibles.[79](#)]. El objetivo principal de la fase de preentrenamiento es proporcionar al modelo las habilidades y el conocimiento necesarios para comprender y producir contenido textual significativo en respuesta a una variedad de códigos o señales de control [\[80\]](#)El diseño del transformador, utilizado en educación, es idéntico al de las versiones GPT y BERT. La capacidad del modelo para predecir correctamente la siguiente frase en una oración dada mejora con el entrenamiento. El modelo busca patrones estadísticos en el lenguaje y las estructuras gramaticales durante el entrenamiento para indicar qué palabra aparecerá a continuación en una oración. Este ejercicio debe realizarse en un entorno altamente estructurado. Una de las combinaciones de teclas que distingue a CTRL es su capacidad para configurar códigos y mensajes de control. El modelo recibe códigos de control que actúan como instrucciones, controlando el proceso de producción de texto según...

Figura 8Modelos de LLM



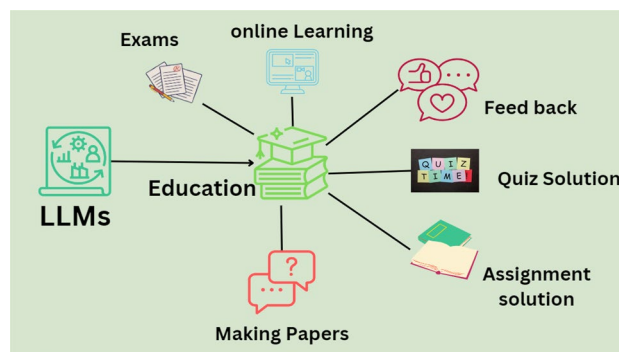
Parámetros especificados por el usuario, como el estilo y otros elementos textuales. Estos códigos de control funcionan como instrucciones que dirigen el comportamiento del modelo durante el entrenamiento y la inferencia.<sup>81,82</sup> Dado que permite personalizar el modelo para tareas específicas, la etapa de ajuste fino del proceso CTRL es crucial. Durante el ajuste fino, el modelo CTRL se reentrena utilizando conjuntos de datos específicos de la tarea que contienen códigos de control. Esto se lleva a cabo como un procedimiento. Al recibir entradas específicas de la tarea durante el entrenamiento, el modelo genera texto que replica con precisión el resultado esperado.<sup>79,83</sup>

## 5 El papel del LLM en la educación

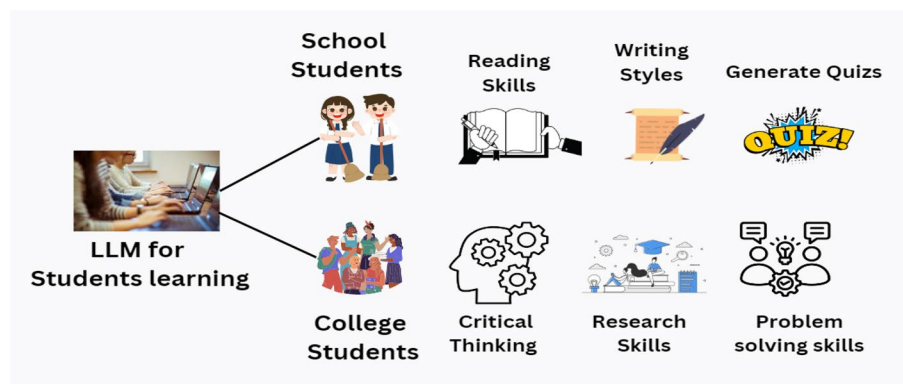
Los efectos de la IA en las instituciones educativas se han analizado recientemente, con especial atención a la interacción de los estudiantes con las tareas y los exámenes. La interacción de los estudiantes con los materiales del curso, los proyectos y las tareas ha cambiado significativamente gracias a la implementación de ChatGPT en OpenAI.<sup>84</sup> Se observó una tasa de eficiencia inferior al 70% en los resultados de las pruebas, lo que sugiere que cumplir con los estándares de los exámenes de certificación de la AHA presentaría desafíos. Sin embargo, se sobreestimó erróneamente la capacidad de ChatGPT al considerar una de sus respuestas, lo que resultó en un resultado sesgado. ChatGPT tiene una precisión del 92,1% en las evaluaciones de Soporte Vital Cardiovascular Avanzado (SVACA) y del 96% en las pruebas de Soporte Vital Básico (SVB). ChatGPT tuvo un excelente desempeño en ambas pruebas y obtuvo una puntuación total del 92%, lo que indica que cuenta con un buen nivel de conocimientos. La integración de ChatGPT y agentes de IA en las instituciones educativas ofrece la oportunidad de aumentar la eficiencia en la finalización de las tareas por parte de los estudiantes. El estudio examina el uso educativo de ChatGPT mediante experimentos y encuestas para determinar su eficacia en cuanto a métodos de enseñanza creativos, retroalimentación personalizada y aprendizaje interactivo. Al introducir nuevas oportunidades de aprendizaje interactivo y apoyo personalizado, ChatGPT ayuda a los estudiantes a explorar y comprender conceptos complejos.<sup>85,86</sup> En concreto, los estudiantes pueden ahorrar tiempo y esfuerzo usando ChatGPT para dar respuestas completas a una amplia gama de consultas. Se recomienda usar ChatGPT para automatizar el proceso de calificación y usarlo como guía. Como resultado, se reducirá la carga de trabajo del profesorado y los estudiantes recibirán retroalimentación más específica. Otra ventaja de integrar ChatGPT y bots de IA en el entorno educativo es su capacidad para brindar experiencias de aprendizaje individualizadas que se adaptan al estilo de aprendizaje de cada estudiante.<sup>87</sup> Los algoritmos de IA pueden analizar el desempeño pasado de un estudiante en tareas y exámenes, lo que permite brindar recomendaciones personalizadas para ayudarlo a alcanzar su máximo potencial.<sup>88</sup> Cifra<sup>9</sup> Muestra cómo se utilizan los LLM en el sistema educativo.

La Academia Khan ha expresado su interés en aprender más sobre las posibles aplicaciones de ChatGPT en su marco actual para los procesos diarios. Han creado con éxito un robot altamente refinado con capacidades de IA, al que han denominado Khan Migo. Ofrece varias ventajas para los educadores que utilizan recursos digitales en el aula. Es posible que ChatGPT mejore la calidad de las oportunidades de supervisión y enseñanza al desarrollar interacciones individuales más productivas entre educadores y estudiantes.<sup>89–91</sup> Aunque los LLM aún están en desarrollo, ya tienen un gran potencial como herramienta útil que puede ayudar a los estudiantes y satisfacer sus necesidades. Existen dudas sobre los posibles costos imprevistos de implementar ChatGPT y agentes de IA en entornos educativos, en particular en cuanto a su posible impacto en las capacidades cognitivas de los niños y su capacidad de pensar de forma creativa e inventiva. Es lógico que un aumento en el número de bots de IA para realizar tareas y obtener buenas calificaciones en los exámenes pueda perjudicar el desarrollo del pensamiento crítico y las habilidades de resolución de problemas, esenciales para el éxito en la vida diaria. Al crear planes de clase para el aula, los chatbots como ChatGPT pueden ser muy útiles.<sup>92,93</sup> La aplicación de chatbots de IA como herramienta productiva para la creación de contenido educativo tiene un gran potencial aún por descubrir que puede aprovecharse de diversas maneras. Una comunicación eficaz en el currículo, los recursos de aprendizaje, los procesos de evaluación, las actividades de aprendizaje atractivas y un horario bien organizado son posibles.<sup>94</sup>

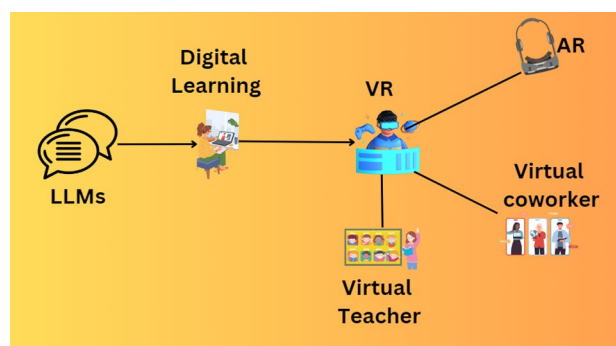
**Figura 9** Los LLM están en el sistema educativo



**Figura 10** El papel de los LLM en la experiencia educativa del alumno



**Figura 11** Uso de LLMs en el aprendizaje digital



Debido a que ChatGPT proporciona retroalimentación después de cada iteración interactiva, el plan de estudios se puede modificar y mejorar en función de las observaciones y recomendaciones del modelo.<sup>95,96</sup> La importancia de utilizar ChatGPT como recurso adicional para ayudar a profesores competentes y facilitar a los estudiantes es innegable. Existen muchos resultados positivos cuando la IA y los humanos trabajan juntos para crear un currículo. Uno de ellos es que iniciar planes de aprendizaje integrados y exhaustivos, alineados con los objetivos del programador, requiere menos tiempo. Figura 10 ilustra el papel de los LLM en la experiencia educativa del alumno.

En el entorno de aprendizaje digital del futuro, especialmente aquellos que emplearán tecnologías como la realidad aumentada (RA) y la realidad virtual (RV), la aplicación de LLM tiene un potencial significativo para convertirse en una herramienta crucial [97,98]. Los modelos de lenguaje extenso (LLM) y la realidad aumentada (RA) combinan visualizaciones digitales con el entorno físico para mejorar la conciencia situacional y reducir la carga cognitiva. Los gestores de conversaciones también pueden beneficiarse de su uso. Sin embargo, un sistema en tiempo real que asista eficazmente a los operadores aún requiere la integración de estas tecnologías. Los hallazgos demuestran el potencial revolucionario de la realidad virtual en la educación mediante la provisión de experiencias inmersivas que promueven la participación activa e integran diversas disciplinas. El auge del aprendizaje puede influir en el diseño de la RV, dando lugar a entornos de aprendizaje más eficaces que impulsan la retención y la comprensión en diversos entornos.<sup>99,100</sup>.

Estas situaciones pueden llamar la atención sobre los elementos esenciales que los usuarios necesitan para interactuar implícitamente con el contenido digital. Los LLM pueden mejorar significativamente la comprensión del lenguaje natural y las capacidades de clarificación de los sistemas de realidad virtual (RV) y realidad aumentada (RA).<sup>101</sup> Esto se debe a que los LLM pueden producir modelos lingüísticos más precisos. Esto significa que las interacciones con el sistema, como las que se realizan con un profesor virtual o colegas, pueden ser más productivas y presentar varias ventajas. Asimismo, [102] confirma que los LLM son elementos cruciales para mejorar la interacción de las personas con los sistemas de IA. Al proporcionar respuestas personalizadas a las consultas de los usuarios en lenguaje natural, el LLM permite la construcción de interfaces de usuario más inteligentes. Para lograr este objetivo, es necesario aplicar los resultados del LLM. Figura 11 ilustra el uso de los LLM en el aprendizaje digital. Además, pueden responder eficazmente a consultas en lenguaje natural en diversas áreas, lo que facilita la integración de varias aplicaciones digitales en un único marco, brindando a los estudiantes más oportunidades de aprendizaje, crucial para su desarrollo educativo integral.<sup>103</sup> Esto requiere la programación de diversas tareas de implementación, como la integración de componentes multimedia y el uso de modelos que puedan producir textos contextualizados en lenguaje natural. Los LLM, como componente fundamental de la tecnología subyacente, permiten crear experiencias digitales inactivas a gran escala, inmersivas y divertidas, tanto en realidad aumentada (RA) como en realidad virtual (RV). Sin embargo, para aprovechar al máximo este potencial, es necesario considerar las implicaciones éticas, legales, sociales y ambientales, además de los desafíos científicos.<sup>104</sup>.



## 5.1 LLMS en educación superior

### 5.1.1 Oportunidades

Los Másteres en Derecho (LLM) ofrecen siete oportunidades distintas en las instituciones educativas, beneficiando a profesionales, estudiantes y docentes. Cinco de ellas están centradas en el estudiante y mejoran el estudio individual mediante retroalimentación, aclaraciones y sugerencias personalizadas. La investigación estadística respalda los LLM como herramientas didácticas para la retroalimentación individualizada de la escritura y la facilitación de debates, fomentando una plataforma para la diversidad de opiniones.<sup>105</sup> Las investigaciones indican que los LLM son herramientas complementarias para generar referencias de artículos y ofrecer respuestas teóricas. Estas capacidades se extienden a la simulación de diálogos, el apoyo gramatical y la corrección de errores gramaticales. Los LLM mejoran las habilidades sociales y lingüísticas, apoyando a los estudiantes con dificultades con el inglés y potencialmente mejorando la equidad educativa para los estudiantes de inglés.<sup>106,107</sup> Los LLM facilitan la edición de contenido con el contexto apropiado, ayudando a los estudiantes disléxicos al mejorar la eficiencia del aprendizaje.<sup>25</sup> También ofrecen apoyo continuo a estudiantes que estudian en el extranjero o a distancia. Si bien el potencial de los LLM en los ecosistemas digitales educativos está poco investigado, su integración promete oportunidades de aprendizaje creativo. Para los educadores, los LLM ofrecen referencias rápidas, respuestas a preguntas frecuentes y orientación temática, lo que permite dedicar tiempo a tareas más complejas.<sup>108,109</sup> Apoyan la adaptación de materiales personalizados y el apoyo individualizado al aprendizaje, vinculando los objetivos del curso con los estándares de evaluación. Figura 12 Destaca las oportunidades que presentan los LLM en la educación superior.

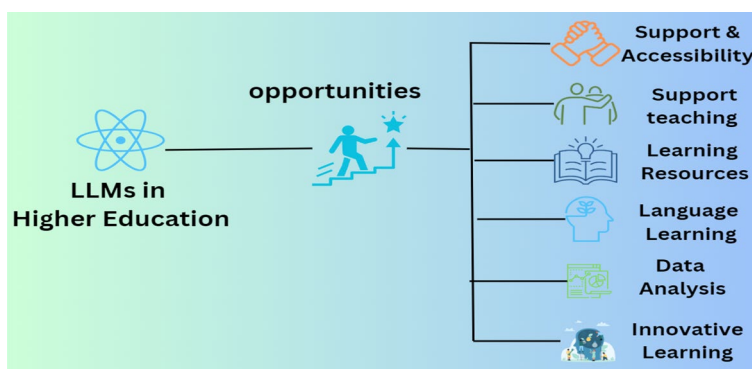
### 5.1.2 Desafíos

Los opositores destacan los problemas de consistencia de los LLM y el impacto de los datos generados por IA en la educación superior. El control de calidad, la autoridad del conocimiento, el aprendizaje personalizado, la comunicación y el trabajo en equipo surgen como desafíos importantes, a pesar de los esfuerzos de los LLM por proporcionar información precisa. Estrategias como la formación continua y las tecnologías de detección de sesgos buscan mitigarlos. Se anima a las instituciones educativas a enfatizar el papel de los instructores en la precisión de la información de IA, especialmente en lo que respecta al control de calidad. El aprendizaje personalizado y la colaboración son áreas cruciales, pero poco valoradas. Los LLM deben reflejar las preferencias y los estilos de aprendizaje de los estudiantes al diseñar experiencias personalizadas.<sup>110</sup> La falta de habilidades interpersonales en los LLM sugiere que no reemplazarán a los docentes, lo que requiere capacitación docente para su uso efectivo. La preocupación por el uso indebido, incluyendo riesgos para la integridad académica, genera debates sobre la prohibición de la tecnología en la educación superior.<sup>111</sup> Cifra<sup>13</sup> Esto demuestra estos desafíos. La preocupación por la deshonestidad académica se ve acentuada por los LLM, que carecen de directrices académicas establecidas para su uso. Una encuesta reveló que solo una de 142 instituciones académicas contaba con políticas de uso de IA, lo que subraya la necesidad de actualizar los estándares de integridad académica y de un uso informado de la IA entre los estudiantes.

### 5.1.3 Barreras

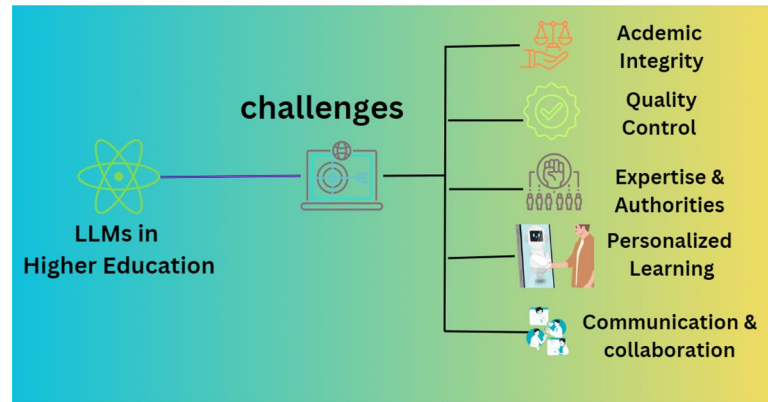
Las barreras para el uso de la tecnología Gen-IA en la educación superior incluyen preocupaciones éticas, limitaciones de colaboración, limitaciones de recursos, marcos legales complejos y desconocimiento general. Los LLM presentan desafíos para su implementación, lo que sugiere áreas de investigación adicionales. El desconocimiento público, exacerbado por la ausencia de estándares académicos para los LLM, plantea importantes desafíos para su implementación. Los estudios empíricos son vitales para verificar los beneficios de los LLM en la educación. La percepción positiva de los estudiantes sobre Gen-IA sugiere beneficios derivados de su uso continuo.<sup>112,113</sup> Preocupaciones éticas, sesgo algorítmico,

**Figura 12** Oportunidades en la educación superior mediante LLM





**Figura 13**Desafíos de los LLM en educación



Las cuestiones de privacidad y la verificación del trabajo estudiantil desafían el uso del LLM en la educación superior. Reinterpretar el concepto de responsabilidad es crucial para la práctica ética de la IA. Figura 14 Representa estas barreras.

## 6 desafíos y riesgos asociados al uso de LLMS en educación

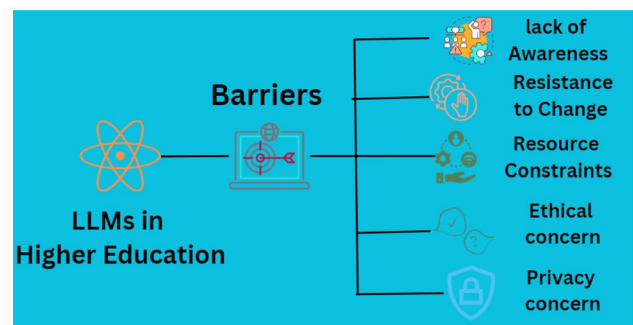
### 6.1 Dependencia del modelo

Si bien los LLM pueden producir resultados confiables, no son un reemplazo adecuado para la educación formal, que es necesaria para adquirir habilidades como la creatividad, el pensamiento crítico y la resolución de problemas [114,115]. Dado que estas habilidades se desarrollan mejor a través de una estrecha colaboración con otros, los educadores deberían considerar los LLM como un complemento a sus prácticas de enseñanza actuales en lugar de como un reemplazo de ellas.

### 6.2 Problema de respuesta

Los docentes deben afrontar el reto de identificar la escritura de las obras, lo que dificulta distinguir entre el contenido generado por personas y la información generada por computadora. Puede resultar difícil para los estudiantes distinguir entre información verificada y escritura dudosa, ya que los LLM pueden producir textos que imitan fielmente el contenido generado por personas. Para reducir la probabilidad de que las personas acepten información falsa o inexacta, es necesario enseñar habilidades de evaluación crítica. El Departamento de Educación de la Ciudad de Nueva York ha impedido que ChatGPT acceda a las redes educativas. Entre los enfoques prometedores para identificar y categorizar el texto generado por sistemas avanzados de aprendizaje automático (ML) se incluyen GPT Zero y otras herramientas que aprovechan la ambigüedad. Una solución viable a largo plazo se puede encontrar mediante la creación de recursos y marcos didácticos que fomenten el uso creativo y empírico de los LLM. [114,116].

**Figura 14**Barreras de los LLM en la educación superior



### 6.3 Costo de mantenimiento e instrucción

Las limitaciones financieras pueden impedir que algunas instituciones educativas sigan ofreciendo acceso a los LLM debido a su alto precio [117]. Algunas formas de superar esta barrera son utilizar modelos previamente entrenados, tecnología en la nube y establecer acuerdos de uso cooperativo con empresas e instituciones académicas.

### 6.4 Seguridad y privacidad de los datos

Se han expresado inquietudes sobre la confidencialidad y privacidad de los datos de los estudiantes cuando se utilizan sistemas de gestión del aprendizaje (LMS) en entornos educativos. El uso indebido de la información estudiantil, el acceso no autorizado y las filtraciones de datos son las principales causas de este problema [118]. Los marcos de gobernanza estrictos, que abarcan políticas, procedimientos y controles, son vitales para garantizar la aplicación de los modelos.

### 6.5 Utilización de recursos

El uso de los programas de maestría en derecho (LLM) genera inquietudes sobre la seguridad y la privacidad de la información de los estudiantes. El consumo considerable de energía y recursos informáticos genera diversos desafíos para la sostenibilidad. Las instituciones educativas deben utilizar tecnología de bajo consumo, infraestructuras compartidas como la computación en la nube y prácticas éticas de gestión de datos para garantizar la eficiencia operativa y la responsabilidad ambiental [119].

### 6.6 Exactitud de la información y costo de verificación de la información

Los costos relacionados con la verificación de la información del modelo y el mantenimiento de la precisión mediante actualizaciones frecuentes son necesarios para garantizar que el modelo siempre produzca resultados precisos para su uso futuro. Figura 15 ilustra los diferentes desafíos que plantean los programas de LLM en la educación. También muestra algunos de los desafíos más importantes que enfrentan los LLM en el ámbito educativo.

### 6.7 Incapacidad para adaptarse a nuevos entornos

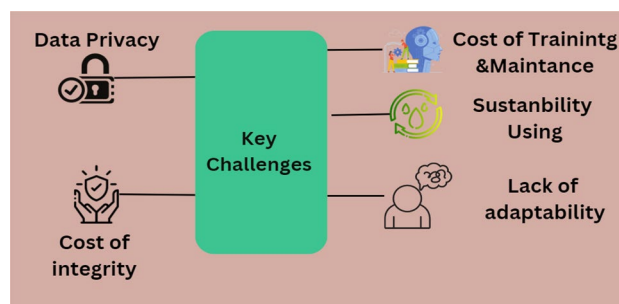
Los LLM probablemente carecen de la adaptabilidad necesaria para ofrecer la personalización necesaria para un aprendizaje eficaz. Los desarrollos futuros podrían superar esta restricción. Sin embargo, el estado actual de la tecnología presenta desafíos [120,121].

### 6.8 Respetar los derechos de autor en la era de los LLMS

Con la llegada de los Grandes Modelos de Lenguaje (LLM), como GPT-3, y sus aplicaciones en la educación y la investigación, la cuestión de los derechos de autor se ha convertido en una preocupación crucial. La capacidad de los LLM para generar contenido que imita la escritura humana plantea nuevos desafíos para la protección de la propiedad intelectual y el reconocimiento de los autores originales. Esta subsección explora las implicaciones de la tecnología LLM en los derechos de autor y propone directrices para el uso ético de estas herramientas, respetando y protegiendo las contribuciones intelectuales.

Uso ético del contenido generado: Es fundamental establecer directrices claras para el uso ético del contenido generado por los LLM. Los usuarios deben asegurarse de que dicho uso no infrinja los derechos de los autores originales. Esto incluye la correcta cita de las fuentes, incluso cuando el contenido esté parafraseado o inspirado en material generado por IA.

**Figura 15** Diferentes desafíos en la educación mediante LLMs



- **Prácticas de reconocimiento y citación:** A medida que los LLM se integran más en el proceso de investigación y escritura académica, se hace esencial desarrollar nuevas prácticas de citación que reflejen las contribuciones tanto de los autores humanos como de las tecnologías de IA. Las instituciones académicas y las editoriales deben liderar el establecimiento de estándares para reconocer el papel de los LLM en el proceso creativo.
- **Consideraciones sobre propiedad intelectual:** El uso de LLM en la creación de contenido plantea interrogantes sobre la propiedad y los derechos de autor de las obras generadas por IA. Los marcos legales deben evolucionar para abordar estas cuestiones, garantizando la protección de los derechos de autor y fomentando la innovación y el potencial colaborativo de las tecnologías de IA.
- **Concienciación y educación:** Concientizar sobre la importancia de los derechos de autor en la era digital es crucial. Los programas educativos dirigidos a estudiantes, investigadores y académicos deben enfatizar las consideraciones éticas y el uso responsable de las herramientas de IA en la creación de contenido. Talleres, seminarios y cursos sobre ética digital pueden brindar a las personas los conocimientos necesarios para abordar las complejidades de la autoría en la era de los másteres en Derecho (LLM).
- **Desarrollo de directrices éticas para la IA:** Las instituciones que utilizan programas de máster en Derecho (LLM) deben desarrollar e implementar directrices éticas que aborden el uso de contenido generado por IA. Estas directrices deben incluir principios para respetar la propiedad intelectual, garantizar la transparencia en el uso de la IA y promover la equidad en los entornos académicos y de investigación.
- **Colaboración con los titulares de derechos de autor:** El diálogo con los titulares de derechos de autor y los autores es esencial para desarrollar prácticas mutuamente beneficiosas que respeten los derechos de autor y permitan el uso innovador de los LLM. La colaboración puede dar lugar a acuerdos que definan el uso legítimo del material protegido por derechos de autor y la difusión de contenido generado por IA.
- **Implementación de soluciones técnicas:** La tecnología puede contribuir a la protección de los derechos de autor al integrar la información de atribución y derechos de autor en el contenido generado por IA. Las marcas de agua digitales y el etiquetado de metadatos son ejemplos de soluciones técnicas que permiten rastrear el origen del contenido y garantizar una atribución correcta. Por lo tanto, la integración de los LLM en las prácticas educativas y de investigación ofrece un inmenso potencial de innovación y eficiencia. Sin embargo, es fundamental abordar los desafíos éticos y legales asociados con los derechos de autor para fomentar una cultura de respeto e integridad en el entorno digital. Mediante la implementación de directrices y prácticas bien pensadas, la comunidad académica puede sortear estos desafíos y aprovechar al máximo los beneficios de la tecnología LLM, a la vez que defiende los principios de autoría y propiedad intelectual.

## 7 soluciones

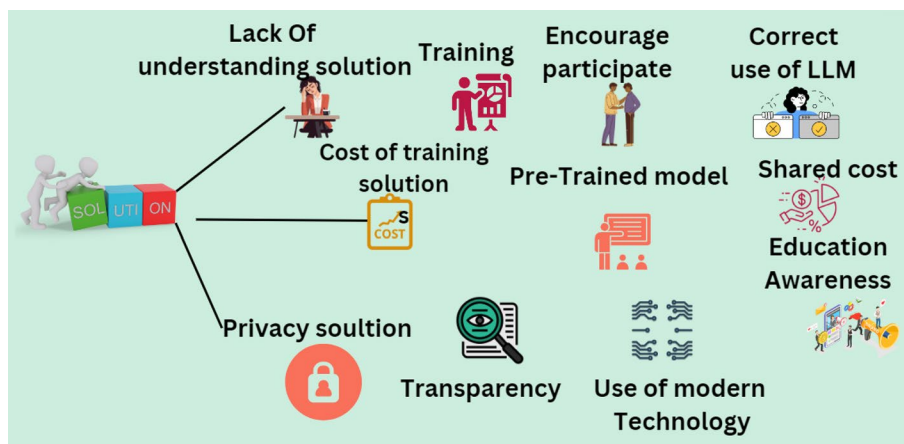
### 7.1 Adoptar varias estrategias

Los docentes deben asistir frecuentemente a sesiones de capacitación para adquirir nuevas estrategias que incentiven la resolución creativa de problemas y el pensamiento crítico de los estudiantes. Incorporar actividades de aprendizaje orientadas a la tecnología en el currículo para promover el pensamiento crítico y las habilidades de resolución de problemas. Se debe alentar a los niños a trabajar de forma independiente en proyectos creativos que les permitan formular e implementar sus conceptos y métodos [160]. Monitorear su uso en el aula requiere cuestionarios y evaluaciones para asegurar que el aprendizaje automático (LM) esté mejorando las experiencias educativas de los estudiantes. Crear estrategias de enseñanza inclusivas y basadas en equipos basadas en LM extensos y ofrecer incentivos financieros a docentes y escuelas. Estos métodos deben basarse en LM integrales e involucrar a los estudiantes en la resolución de problemas.

### 7.2 Experiencia y conocimientos

Realizan evaluaciones y brindan apoyo práctico a docentes y estudiantes, permitiéndoles aprender y utilizar los LLM de forma segura en diversos entornos educativos. Los programas de capacitación y formación continua para educadores buscan integrar el marketing multinivel en las instituciones educativas. Estas actividades permiten a los instructores comprender mejor los beneficios de los LLM y sus posibles aplicaciones en el aula. Se pueden emplear recursos educativos abiertos, como investigaciones, casos prácticos y tutoriales, para capacitar a educadores e instituciones educativas sobre el uso de los LLM. Están aumentando el número de educadores que participan en comunidades de aprendizaje profesional y otros espacios donde los profesionales pueden compartir recursos y aprender unos de otros. Se utilizan técnicas de análisis y retroalimentación continuos para garantizar el uso adecuado de los LLM y permitir cualquier modificación curricular necesaria. Figura 16 Ilustra soluciones a estos desafíos.

**Figura 16** Solución de los retos de los LLM en educación



### 7.3 Solución de texto generada por el estudiante y por el modelo

El análisis de los expertos considera diferentes factores como la clarificación, las métricas, la transparencia y los instrumentos analíticos para diferenciar el contenido producido por máquinas y por humanos.

A partir de la información proporcionada por la gente, el surgimiento de programas educativos y enfoques de instrucción que utilizan eficazmente los LLM de todos los tiempos, así como el estímulo y el apoyo para su desarrollo.

## 8 Solución de costes de enseñanza y mantenimiento

- Utiliza modelos de libre acceso que pueden ajustarse para satisfacer diferentes necesidades y requieren conocimientos previos.
- La creación de relaciones con organizaciones que incluyen corporaciones, universidades, departamentos gubernamentales y organizaciones sin fines de lucro para obtener fondos, materiales y conocimientos para la implementación de LM.
- Está aprovechando la computación en la nube y otros servicios informáticos vendibles para compartir costos con otros usuarios y
- Reciba capacidades computacionales robustas a un precio reducido.
- Asigna la mayor cantidad de recursos posible a tareas comparativamente menos importantes, priorizando las responsabilidades educativas valiosas y explorando diferentes técnicas para reducir el tamaño total del modelo. Los datos utilizan la mayor parte de los recursos informáticos, como la poda, la destilación y la compresión.

### 8.1 Solución de seguridad y privacidad de datos

Para mantener la seguridad y la privacidad, se deben seguir las siguientes pautas:

- La recopilación, el almacenamiento y el uso de datos de los estudiantes deben seguir los principios legales y éticos, incluidos los descritos en el Reglamento General de Protección de Datos, la Ley de Portabilidad y Responsabilidad del Seguro de Salud.
- Ley de Derechos Educativos y Privacidad Familiar. Antes de recopilar, almacenar o utilizar cualquier dato, los familiares de los estudiantes deben estar informados de las normas de datos y dar su consentimiento.
- Se deben implementar enfoques de análisis que protejan la privacidad, cifrado y mecanismos de federación para evitar el acceso no autorizado a los datos y el uso no ético de estos.
- Encuentre y corrija cualquier vulnerabilidad verificando regularmente los procedimientos de seguridad y privacidad de datos actualmente vigentes. Dos acciones cruciales a tomar son asegurarse de que todos los miembros del personal, incluidos los instructores y los estudiantes, conozcan las leyes, las reglas y las mejores prácticas relacionadas con la seguridad y la privacidad de los datos y actuar rápidamente en caso de problemas como piratería.

## 9 Conclusión

La integración de los LLM en entornos educativos marca un avance transformador con el potencial de mejorar significativamente la experiencia de aprendizaje. Al automatizar tareas como la calificación, personalizar el aprendizaje y fomentar la interacción, los LLM ofrecen herramientas innovadoras que pueden empoderar tanto a estudiantes como a educadores. Sin embargo, el uso efectivo

El desarrollo de una maestría en derecho en educación requiere una cuidadosa comprensión de los desafíos éticos y prácticos asociados, incluida la privacidad de los datos, el sesgo de contenido, la sostenibilidad, el cumplimiento normativo y otras consideraciones críticas.

Si bien los LLM pueden brindar un apoyo valioso, deben considerarse herramientas complementarias y no sustitutos de los educadores humanos. El papel de los educadores sigue siendo vital para fomentar el pensamiento crítico, la creatividad y el razonamiento ético, habilidades esenciales para el desarrollo integral de los estudiantes. Lograr un enfoque equilibrado y responsable para la integración de los LLM implica aprovechar las fortalezas de la IA, garantizando al mismo tiempo que la supervisión humana preserve la integridad y la calidad del entorno educativo.

Este artículo destaca el optimismo de los autores sobre el potencial de los LLM para transformar las prácticas educativas, a la vez que aboga por una mayor investigación para establecer las mejores prácticas. Dicha investigación es necesaria para explorar métodos eficaces que integren los LLM de manera que se defiendan los valores educativos, se aborden las preocupaciones éticas y se mitiguen los riesgos. Si bien persisten los desafíos, creemos que los riesgos asociados con los LLM pueden gestionarse eficazmente mediante una implementación cuidadosa, ofreciendo así un acceso confiable y equitativo a estas tecnologías para el avance educativo.

## 10 Trabajo futuro

Integrar los LLM en la educación es una tarea compleja. Se necesita investigación para identificar y establecer las mejores prácticas para su integración efectiva. Esto incluye determinar los casos de uso más adecuados, los métodos óptimos de implementación y las estrategias para alinear el contenido generado por los LLM con los objetivos educativos. Se deben desarrollar directrices y marcos integrales para ayudar a los educadores a aprovechar los LLM para mejorar la enseñanza y el aprendizaje. Como se destaca en el comentario, los LLM no son inmunes a los sesgos en sus datos de entrenamiento. Las investigaciones deben centrarse en el desarrollo de técnicas para identificar y mitigar el sesgo en el contenido generado por los LLM, especialmente en contextos educativos. Esto implica la supervisión y auditoría continuas de los resultados de los LLM para garantizar que no refuercen estereotipos ni discriminación. Además, la investigación debe explorar maneras de mejorar la imparcialidad de los materiales educativos generados por los LLM. Se necesita más investigación para desarrollar medidas sólidas de privacidad y seguridad adaptadas al uso educativo de los LLM. Esto incluye la investigación sobre el cifrado, las técnicas de anotación de datos y las prácticas seguras de almacenamiento de datos. Las instituciones educativas deben tener acceso a directrices y herramientas para proteger los datos de los estudiantes y, al mismo tiempo, aprovechar los beneficios de los LLM. El escalamiento sostenible de los LLM es un factor crucial. La investigación puede desempeñar un papel fundamental en la identificación de modelos eficientes en términos de energía, la exploración de opciones de energía renovable para centros de datos y la promoción de prácticas informáticas responsables. La colaboración entre proveedores de tecnología, instituciones educativas y expertos ambientales es esencial para minimizar el impacto ecológico de los LLM. Las investigaciones también deben centrarse en brindar claridad y orientación sobre el cumplimiento normativo para las instituciones educativas que utilizan LLM. Esto incluye mantenerse al día con las leyes de protección de datos, los estándares de accesibilidad y las regulaciones académicas en evolución. Al fomentar la colaboración entre educadores y expertos legales, la investigación puede ayudar a garantizar que la adopción de los LLM cumpla con los requisitos legales. La investigación en curso debe explorar modelos de colaboración entre educadores y LLM. Esto incluye investigar cómo los LLM pueden apoyar a los educadores en el diseño curricular, el aprendizaje personalizado y la evaluación, preservando al mismo tiempo el papel esencial de la orientación y la mentoría humanas. La investigación también debe examinar la capacitación y el desarrollo profesional necesarios para que los educadores aprovechen los LLM de manera eficaz.

**Expresiones de gratitud**No aplicable

**Contribuciones del autor**Sghaier Guizani y Tehseen Mazhar realizan la parte de escritura original, software y metodología; Tariq Shahzad y Tehseen Mazhar realizan la reescritura, investigación, metodología de diseño y conceptualización; Habib Hamam, Wasim Ahmad y Tehseen Mazhar realizan la parte del trabajo relacionado y gestionan los resultados y las discusiones; Habib Hamam, Afsha Bibi y Tehseen Mazhar realizan la parte del trabajo relacionado y gestionan los resultados y la discusión; Sghaier Guizani, Wasim Ahmad y Tehseen Mazhar realizan la reescritura, la metodología de diseño y la visualización; Tehseen Mazhar, Tariq Shahzad y Sghaier Guizani realizan la reescritura, la metodología de diseño y la visualización.

**Fondos**No aplicable.

**Disponibilidad de datos**No se generaron ni analizaron conjuntos de datos durante el presente estudio.

## Declaraciones

**Intereses en competencia**Los autores declaran no tener intereses en conflicto.

**Acceso abierto**Este artículo está licenciado bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional, que permite cualquier uso no comercial, compartir, distribuir y reproducir en cualquier medio o formato, siempre que se otorgue el crédito correspondiente.

El autor o autores originales y la fuente, proporcione un enlace a la licencia Creative Commons e indique si modificó el material licenciado. Esta licencia no le permite compartir material adaptado derivado de este artículo o partes del mismo. Las imágenes u otro material de terceros en este artículo están incluidos en la licencia Creative Commons del artículo, a menos que se indique lo contrario en la línea de crédito del material. Si el material no está incluido en la licencia Creative Commons del artículo y el uso previsto no está permitido por la normativa legal o excede el uso permitido, deberá obtener el permiso directamente del titular de los derechos de autor. Para ver una copia de esta licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>.

## Referencias

1. Sha, L., et al. Evaluación de la imparcialidad algorítmica en clasificadores automáticos de publicaciones en foros educativos. *Inteligencia Artificial en Educación: 22.ª Conferencia Internacional, AIED 2021, Utrecht, Países Bajos, 14-18 de junio de 2021, Actas, Parte I* 22. 2021. Springer.
2. Schramowski P, et al. Los modelos de lenguaje preentrenados de gran tamaño contienen sesgos similares a los humanos sobre lo que es correcto e incorrecto. *Nat Mach Intell.* 2022;4(3):258–68.
3. Wolny S, et al. ¿Ya llegamos? Una revisión sistemática de la literatura sobre chatbots en educación. *Front Artif Intell.* 2021;4: 654924.
4. Informes, EE, GPT-4 subraya el desajuste entre las políticas de IA y la innovación. 2023, Emerald Expert Briefings, óxidos.
5. Zheng, X., C. Zhang y PC Woodland. Adaptación de los modelos de lenguaje GPT, GPT-2 y BERT para el reconocimiento de voz. *Taller sobre Reconocimiento y Comprensión Automática del Habla (ASRU) del IEEE, 2021. IEEE.* 2021.
6. Liu, S. y X. Huang. Un sistema chino de preguntas y respuestas basado en GPT. 10.ª Conferencia Internacional sobre Ingeniería de Software y Ciencias de los Servicios (ICSESS) del IEEE de 2019. IEEE.2019.
7. Shrivastava, A., R. Pupale y P. Singh. Mejora de la detección de agresiones mediante la técnica de balanceo de datos basada en GPT-2. *V Conferencia Internacional sobre Sistemas de Computación y Control Inteligentes (ICICCS) de 2021. IEEE.* 2021.
8. Adams C, et al. Directrices éticas de inteligencia artificial para la educación primaria y secundaria: una revisión del panorama global. En: *Conferencia internacional sobre inteligencia artificial en educación.* Cham: Springer; 2021.
9. Pathak, A., *Explorando Chatgpt: Un análisis exhaustivo de sus antecedentes, aplicaciones, desafíos clave, sesgos, ética, limitaciones y perspectivas futuras. Aplicaciones, desafíos clave, sesgos, ética, limitaciones y perspectivas futuras, 2023.*
10. Ashish V. La atención es todo lo que necesitas. *Sistemas de Procesos de Información Neural Avanzada.* 2017;30:1.
11. Devlin, J., Bert: Preentrenamiento de transformadores bidireccionales profundos para la comprensión del lenguaje. Preimpresión de [arXiv:1810.04805](https://arxiv.org/abs/1810.04805), 2018.
12. Brown T, et al. Los modelos lingüísticos son aprendices de pocos intentos. *Adv Neural Inf Process Syst.* 2020;33:1877–901.
13. Chan A. GPT-3 e InstructGPT: distopismo tecnológico, utopismo y perspectivas contextuales en la ética y la industria de la IA. *IA y Ética.* 2023;3(1):53–64.
14. Simonsson, E., Efectos de la IA generativa en los sistemas escolares: una descripción general de la IA generativa con foco en ChatGPT, qué es, qué no es y cómo funciona. 2023.
15. Lancaster T. Inteligencia artificial, herramientas de generación de texto y ChatGPT: ¿ofrece la marca de agua digital una solución? *Int J Educ Integr.* 2023;19(1):10.
16. Nakamoto R, et al. Mejora de la puntuación automatizada de la calidad de la autoexplicación matemática mediante conjuntos de datos generados por LLM: un enfoque semisupervisado. *Computers.* 2023;12(11):217.
17. Li, C., et al., Enseñar a los LLM a personalizar: un enfoque inspirado en la educación en escritura. Preimpresión de [arXiv:2308.07968](https://arxiv.org/abs/2308.07968), 2023.
18. Kohnke L, Moorhouse BL, Zou D. ChatGPT para la enseñanza y el aprendizaje de idiomas. *RELC J.* 2023;54(2):537–50.
19. Shahzad T, et al. Una revisión exhaustiva de modelos lingüísticos extensos: problemas y soluciones en entornos de aprendizaje. *Discov Sustain.* 2025;6(1):27.
20. Kitchenham B, et al. Revisiones sistemáticas de la literatura en ingeniería de software: una revisión sistemática de la literatura. *Inf Softw Technol.* 2009;51(1):7–15.
21. Keele, S., *Directrices para la realización de revisiones sistemáticas de la literatura en ingeniería de software.* Informe técnico, ver. 2.3 informe técnico ebse. ebse. 2007.
22. Lund BD, et al. ChatGPT y una nueva realidad académica: Artículos de investigación escritos con inteligencia artificial y la ética de los grandes modelos lingüísticos en la publicación académica. *J Am Soc Inf Sci.* 2023;74(5):570–81.
23. Du M, et al. Aprendizaje rápido de modelos lingüísticos extensos en la comprensión del lenguaje natural. *Commun ACM.* 2023;67(1):110–20.
24. Zhu, Y., et al., Modelos de lenguaje grandes para la recuperación de información: una encuesta. Preimpresión de [arXiv:2308.07107](https://arxiv.org/abs/2308.07107), 2023.
25. Azunre, P., *Aprendizaje por transferencia para el procesamiento del lenguaje natural* Simon y Schuster. 2021
26. Wu, Y., El sistema de traducción automática neuronal de Google: acortando la distancia entre la traducción humana y la automática. Preimpresión de [arXiv:1609.08144](https://arxiv.org/abs/1609.08144), 2016.
27. Akbar NA, et al. Aprendizaje profundo del clasificador de chistes de un modelo de lenguaje preentrenado mediante GPT-2. *J Hunan Univ Nat Sci.* 2021;48:8.
28. Cavalcanti AP, et al. Retroalimentación automática en entornos de aprendizaje en línea: una revisión sistemática de la literatura. *Comput Educ Artif Intell.* 2021;2: 100027.
29. Lim ZW, et al. Evaluación comparativa del rendimiento de modelos lingüísticos de gran tamaño para el tratamiento de la miopía: un análisis comparativo de ChatGPT-3.5, ChatGPT-4.0 y Google Bard. *EBioMedicine.* 2023. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2023.104770>.
30. Sridhar, P., et al., Aprovechamiento de los LLMS en el diseño curricular: uso de GPT-4 para respaldar la creación de objetivos de aprendizaje. Preimpresión de [arXiv:2306.17459](https://arxiv.org/abs/2306.17459), 2023.
31. Gouliev, Z. y R. R. Jaiswal. Eficiencia de los LLM en la identificación de lenguaje abusivo en línea: Un estudio comparativo de LSTM, BERT y GPT. *Actas de la Conferencia de 2024 sobre Inteligencia Artificial Centrada en el Ser Humano: Educación y Práctica.* 2024.
32. Zhao, W., et al. BEST: Preentrenamiento BERT para el reconocimiento de lengua de señas con tokenización de acoplamiento. *Actas de la Conferencia AAAI sobre Inteligencia Artificial.* 2023.
33. Zawacki-Richter O, et al. Revisión sistemática de la investigación sobre aplicaciones de inteligencia artificial en la educación superior: ¿dónde están los educadores? *Int J Educ Technol High Educ.* 2019;16(1):1–27.

34. Tan KL, et al. RoBERTa-LSTM: un modelo híbrido para el análisis de sentimientos con redes neuronales transformadoras y recurrentes. *Acceso IEEE*. 2022;10:21517-25.
35. Hadji, MU, et al., Modelos lingüísticos de gran tamaño: un estudio exhaustivo de sus aplicaciones, desafíos, limitaciones y perspectivas futuras. Preprints de Authorea, 2023.
36. Li, H., et al. Comparación de BERT y XLNet desde la perspectiva de las características computacionales. Conferencia Internacional sobre Electrónica, Información y Comunicación (ICEIC) de 2020. IEEE. 2020.
37. Arabadzchieva-Kalcheva, N. e I. Kovachev. Comparación de la precisión de BERT y XLNet con métodos y algoritmos clásicos de clasificación de texto. Conferencia Internacional sobre Innovaciones y Aplicaciones Biomédicas (BIA) de 2021. IEEE. 2022.
38. Mozafari, J., A. Fatemi y P. Moradi. Un método para la selección de respuestas utilizando DistilBERT y palabras clave. Sexta Conferencia Internacional sobre Investigación Web (ICWR) de 2020. IEEE. 2020.
39. Adoma, AF, N.-M. Henry y W. Chen. Análisis comparativos de Bert, Roberta, Distilbert y XLNET para el reconocimiento de emociones basado en texto. XVII Conferencia Internacional de Informática sobre Tecnología de Medios Activos Wavelet y Procesamiento de la Información (ICCWAMTIP), 2020. IEEE. 2020.
40. Tripathy JK, et al. Modelo de ajuste fino basado en ALBERT para el análisis del ciberacoso. *Multimedia Syst*. 2022;28(6):1941-9.
41. Zong, M. y B. Krishnamachari, Una encuesta sobre GPT-3. Preimpresión de [arXiv:2212.00857](https://arxiv.org/abs/2212.00857), 2022.
42. Ye, J., et al., Un análisis integral de la capacidad de los modelos de las series gpt-3 y gpt-3.5. Preimpresión de [arXiv:2303.10420](https://arxiv.org/abs/2303.10420), 2023.
43. Borah, M., P. Dadure y P. Pakray, Análisis comparativo del modelo T5 para el resumen de texto abstracto en diferentes conjuntos de datos. 2022.
44. Grover, K., et al. Generación de preguntas basada en aprendizaje profundo mediante transformador t5. en *Computación Avanzada: 10.ª Conferencia Internacional, IACC 2020*, Panaji, Goa, India, 5-6 de diciembre de 2020, Artículos Seleccionados Revisados, Parte I 10. 2021. Springer.
45. Fedus W, Zoph B, Shazeer N. Transformadores de conmutación: Escalado a modelos de billones de parámetros con escasez simple y eficiente. *J Mach Learn Res*. 2022;23(120):1-39.
46. Zhou, C., et al., Un estudio exhaustivo sobre modelos de base preentrenados: una historia desde BERT hasta CHATGPPT. *Revista Internacional de Aprendizaje Automático y Cibernética*, 2024: págs. 1-65.
47. Balkus SV, Yan D. Mejora de la clasificación de textos cortos con datos aumentados utilizando GPT-3. *Nat Lang Eng*. 2024;30(5):943-72.
48. Wu T, et al. Breve descripción general de ChatGPT: historia, situación actual y posible desarrollo futuro. *IEEE/CAA J Autom Sinica*. 2023;10(5):1122-36.
49. Luo R, et al. BioGPT: transformador generativo preentrenado para la generación y minería de textos biomédicos. *Briefings Bioinform*. 2022;23(6):bbac09.
50. Kenton, JDM-WC y LK Toutanova. Bert: Preentrenamiento de transformadores bidireccionales profundos para la comprensión del lenguaje. *Actas de naacL-HLT*. Minneapolis, Minnesota; 2019.
51. Shah SRB, et al. Un enfoque secuencia a secuencia para la estimación de la vida útil restante mediante LSTM bidireccional con atención aumentada. *Intell Syst Appl*. 2021;10: 200049.
52. Floridi L, Chiriatti M. GPT-3: Su naturaleza, alcance, límites y consecuencias. *Mind Mach*. 2020;30:681-94.
53. Peng, B., et al., Ajuste de instrucciones con gpt-4. Preimpresión de [arXiv:2304.03277](https://arxiv.org/abs/2304.03277), 2023.
54. Glukhov, D., et al., Llm Censura: ¿Un desafío de aprendizaje automático o un problema de seguridad informática? Preimpresión de [arXiv:2307.10719](https://arxiv.org/abs/2307.10719), 2023.
55. Meskó B, Topol EJ. La necesidad de una supervisión regulatoria de los grandes modelos lingüísticos (o IA generativa) en el ámbito sanitario. *NPJ Digit Med*. 2023;6(1):120.
56. Denny, P., et al., Robosourcing de recursos educativos: aprovechamiento de modelos lingüísticos de gran tamaño para el aprendizaje. Preimpresión de [arXiv:2211.04715](https://arxiv.org/abs/2211.04715), 2022.
57. Tang R, Chuang YN, Hu X. La ciencia de la detección de texto generado por LLM. *Commun ACM*. 2024;67(4):50-9.
58. Adamopoulou E, Moussiades L. Chatbots: historia, tecnología y aplicaciones. *Mach Learn Appl*. 2020;2: 100006.
59. Shen, C., et al., Los modelos de lenguaje grandes aún no son evaluadores de nivel humano para el resumen abstracto. Preimpresión de [arXiv:2305.13091](https://arxiv.org/abs/2305.13091), 2023.
60. Gong, T., et al., Lanser: Reconocimiento de emociones del habla basado en modelos de lenguaje. Preimpresión de [arXiv:2309.03978](https://arxiv.org/abs/2309.03978), 2023.
61. Jackson R. Comprensión (y uso) de ChatGPT en banca. *Am Bankers Assoc ABA Banking J*. 2023;115(3):16-7.
62. Gilbert S, et al. Los chatbots de IA con modelos de lenguaje grandes requieren aprobación como dispositivos médicos. *Nat Med*. 2023;29(10):2396-8.
63. Dave T, Athaluri SA, Singh S. ChatGPT en medicina: una visión general de sus aplicaciones, ventajas, limitaciones, perspectivas y consideraciones éticas. *Front Artif Intell*. 2023;6:1169595.
64. Kim JK, et al. ChatGPT y chatbots de modelos de lenguaje extenso (LLM): estado actual de aceptabilidad y propuesta de directrices para su uso en medicina académica. *J Pediatr Urol*. 2023;19(5):598-604.
65. Lund BD, Wang T. Charlando sobre ChatGPT: ¿cómo pueden la IA y GPT impactar en el mundo académico y las bibliotecas? *Noticias de alta tecnología de la biblioteca*. 2023;40(3):26-9.
66. Welbl, J., et al., Desafíos en la desintoxicación de modelos lingüísticos. Preimpresión de [arXiv:2109.07445](https://arxiv.org/abs/2109.07445), 2021.
67. Trajtenberg, M., La IA como la próxima GPT: una perspectiva política-económica. Oficina Nacional de Investigación Económica; 2018.
68. Lee JS, Hsiang J. Generación de reivindicaciones de patentes mediante el ajuste fino de OpenAI GPT-2. *World Patent Inf*. 2020;62: 101983.
69. Straka, M., J. Hajic y J. Straková. UDPipe: canalización entrenable para el procesamiento de archivos CoNLL-U que realiza tokenización, análisis morfológico, etiquetado pos y análisis sintáctico. *Actas de la Décima Conferencia Internacional sobre Recursos Lingüísticos y Evaluación (LREC'16)*. 2016.
70. Roumeliotis KI, Tselikas ND. Chatgpt y modelos de IA abierta: una revisión preliminar. *Internet del Futuro*. 2023;15(6):192.
71. Praveen S, Vajrobal V. Comprensión de las percepciones de los investigadores sanitarios respecto a ChatGPT: un estudio basado en el análisis de sentimientos y el modelado de temas mediante la representación de codificadores bidireccionales a partir de transformadores (BERT). *Ann Biomed Eng*. 2023;51(8):1654-6.
72. Jiarong L, et al. Análisis de conocimiento mejorado basado en la generación de asociados de corpus. En: *Conferencia internacional sobre aprendizaje automático para ciberseguridad*. Cham: Springer; 2022.
73. Song, X., et al., Speech-XLNet: Preentrenamiento de modelos acústicos no supervisados para redes de autoatención. Preimpresión de [arXiv:1910.10387](https://arxiv.org/abs/1910.10387), 2019.
74. Xie, Y., et al., Traducción del lenguaje natural a objetivos de planificación con modelos de lenguaje extenso. Preimpresión de [arXiv:2302.05128](https://arxiv.org/abs/2302.05128), 2023.
75. Bhoi D, Thakkar A. Evaluación del rendimiento y la fiabilidad del análisis de sentimientos mediante un enfoque de aprendizaje profundo basado en XLNet. *Confiabilidad*. 2022;17(67):391-7.



76. Dhivyaa, C., et al. Modelo de aprendizaje por transferencia XLNet para análisis sentimental. en Conferencia internacional sobre computación sostenible y sistemas inteligentes (ICSCSS) de 2023. 2023. IEEE.
77. Raffel C, et al. Explorando los límites del aprendizaje por transferencia con un transformador unificado de texto a texto. *J Mach Learn Res.* 2020;21(140):1–67.
78. Patwardhan N, Marrone S, Sansone C. Transformadores en el mundo real: un estudio sobre aplicaciones de PNL. *Información.* 2023;14(4):242.
79. Keskar, NS, et al., Ctrl: Un modelo de lenguaje transformador condicional para generación controlable. Preimpresión de arXiv:1909.05858, 2019.
80. Li P, et al. Modelo de lenguaje de preentrenamiento con incrustación condicional para subtítulos de imágenes. *Neural Process Lett.* 2022;54(6):4987–5003.
81. Ghojogh, B. y A. Ghodsi, Mecanismo de atención, transformadores, BERT y GPT: tutorial y encuesta. 2020.
82. Chan, A., et al., Cocon: Un enfoque autosupervisado para la generación controlada de texto. Preimpresión de arXiv:2006.03535, 2020.
83. Yue, C. y NK Jha, CTRL: Agrupamiento de pérdidas de entrenamiento para detección de errores de etiqueta. *Transacciones IEEE sobre Inteligencia Artificial*, 2024.
84. Surameery NMS, Shakor MY. Usar chat gpt para resolver errores de programación. *Int J Inf Technol Comput Eng.* 2023;31:17–22.
85. Xue VW, Lei P, Cho WC. El impacto potencial de ChatGPT en la medicina clínica y traslacional. *Clin Transl Med.* 2023;13(3):1.86
- Al Shloul T, et al. Rol del aprendizaje basado en actividades y ChatGPT en el rendimiento académico de los estudiantes. *Comput Educ Artif Intell.* 2024. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100219>.
87. Kumar, H., et al., Impacto de las estrategias de orientación e interacción para el uso de LLM en el rendimiento y la percepción del estudiante. Preimpresión de arXiv:2310.13712, 2023.
88. Xu Z. IA en educación: mejorando las experiencias de aprendizaje y los resultados estudiantiles. *Appl Comput Eng.* 2024;51(1):104–11.
89. Viorennita A, Dewi L, Riyana C. El papel de ChatGPT AI en la experiencia de aprendizaje de los estudiantes. *Indones J Multidiscip Res.* 2023;3(2):445–52.
90. Baidoo-Anu D, Ansah LO. Educación en la era de la inteligencia artificial (IA) generativa: Comprensión de los beneficios potenciales de ChatGPT para promover la enseñanza y el aprendizaje. *J AI.* 2023;7(1):52–62.
91. Mich L, Garigliano R. ChatGPT para e-Turismo: una perspectiva tecnológica. *Inf Technol Tour.* 2023;25(1):1–12.
92. Labadze L, Grigolia M, Machaidze L. El papel de los chatbots de IA en la educación: una revisión sistemática de la literatura. *Int J Educ Technol High Educ.* 2023;20(1):56.
93. Wu R, Yu Z. ¿Mejoran los chatbots de IA los resultados de aprendizaje de los estudiantes? Evidencia de un metaanálisis. *Brit J Educ Technol.* 2024;55(1):10–33.
94. Malik T, et al. “¿Y qué si ChatGPT lo hubiera escrito?”: Perspectivas multidisciplinares sobre las oportunidades, los desafíos y las implicaciones de la IA conversacional generativa para la investigación, la práctica y las políticas públicas. *Int J Inf Manage.* 2023;71: 102642.
95. Rasul T, et al. El rol de ChatGPT en la educación superior: beneficios, desafíos y futuras líneas de investigación. *J Appl Learn Teach.* 2023;6(1):41–56.
96. Elbanna S, Armstrong L. Explorando la integración de ChatGPT en la educación: adaptándose al futuro. *Manag Sustain An Arab Rev.* 2024;3(1):16–29.
97. Kshetri N, et al. “¿Y qué si ChatGPT lo escribió?” Perspectivas multidisciplinares sobre oportunidades, desafíos e implicaciones de la IA conversacional generativa para la investigación, la práctica y las políticas públicas. *Int J Inf Manage.* 2023;71: 102642.
98. Izquierdo-Domenech, J., J. Linares-Pellicer e I. Ferri-Molla, Realidad virtual y modelos de lenguaje, una nueva frontera en el aprendizaje. 2024.
99. Xu F, et al. Integración de realidad aumentada y LLM para un mejor apoyo cognitivo en comunicaciones de audio críticas. *Int J Hum Comput Stud.* 2025;194: 103402.
100. Shah SFA, et al. Integración de teorías educativas con realidad virtual: mejora de la formación en ingeniería y los laboratorios de RV. *Soc Sci Human Open.* 2024;10: 101207.
101. Chheang, V., et al. Hacia la educación anatómica con asistentes virtuales generativos basados en IA en entornos de realidad virtual inmersiva. en 2024 Conferencia Internacional IEEE sobre Inteligencia Artificial y Realidad Virtual y Extendida (AIxVR). 2024. IEEE.
102. Guzman AL, Lewis SC. Inteligencia artificial y comunicación: una agenda de investigación en comunicación hombre-máquina. *New Media Soc.* 2020;22(1):70–86.
103. Kerr J, Lawson G. Realidad aumentada en la formación en diseño: estudios de arquitectura del paisaje como experiencia de RA. *Int J Art Design Educ.* 2020;39(1):6–21.
104. Diao PH, Shih NJ. Tendencias y problemas de investigación de los estudios de realidad aumentada en la formación en arquitectura e ingeniería civil: una revisión de publicaciones en revistas académicas. *Appl Sci.* 2019;9(9):1840.
105. Aithal P, Aithal S. Aplicación de ChatGPT en la educación superior y la investigación: un análisis futurista. *Int J Appl Eng Manag Lett.* 2023;7(3):168–94.
106. AlAfnan MA, et al. Chatgpt como herramienta educativa: oportunidades, desafíos y recomendaciones para cursos de comunicación, redacción empresarial y composición. *J Artif Intell Technol.* 2023;3(2):60–8.
107. Lim WM, et al. IA generativa y el futuro de la educación: ¿Ragnarök o reforma? Una perspectiva paradójica desde la educación en gestión. *Int J Manag Educ.* 2023;21(2): 100790.
108. Sánchez-Ruiz LM, et al. ChatGPT desafía las metodologías de aprendizaje combinado en la formación en ingeniería: un estudio de caso en matemáticas. *Appl Sci.* 2023;13(10):6039.
109. Gupta, P., S. Raturi y P. Venkateswarlu, Chatgpt para el diseño de esquemas de cursos: ¿Una ventaja o una desventaja para la tecnología moderna? Disponible en SSRN 4386113, 2023.
110. Razafinirina MA, Dimbisoa WG, Mahatody T. Alineación pedagógica de grandes modelos lingüísticos (LLM) para el aprendizaje personalizado: una encuesta, tendencias y desafíos. *J Intell Learn Syst Appl.* 2024;16(4):448–80.
111. Li, Q., et al., Adaptación de modelos lingüísticos amplios para la educación: capacidades fundamentales, potencialidades y desafíos. Preimpresión de arXiv:2401.08664, 2023.
112. Ullah E, et al. Desafíos y barreras del uso de modelos de lenguaje extenso (LLM) como ChatGPT para la medicina diagnóstica con un enfoque en patología digital: una revisión exploratoria reciente. *Diagn Pathol.* 2024;19(1):43.
113. Lomas A, Broom M. Modelos lingüísticos amplios para superar las barreras lingüísticas en anestesia obstétrica: una evaluación estructurada. *Int J Obstet Anesth.* 2024;60: 104249.
114. Patil R, Gudivada V. Una revisión de las tendencias, técnicas y desafíos actuales en modelos lingüísticos extensos (LLMs). *Appl Sci.* 2024;14(5):2074.
115. Raiaan, MAK, et al., Una revisión de modelos lingüísticos de gran tamaño: Arquitecturas, aplicaciones, taxonomías, problemas abiertos y desafíos. IEEE Access, 2024.



116. Cotton DR, Cotton PA, Shipway JR. Chatear y hacer trampa: garantizar la integridad académica en la era de ChatGPT. *Innov Educ Teach Int*. 2024;61(2):228–39.
117. Munch L, Bjerring JC. ¿Pueden los modelos lingüísticos extensos ayudar a resolver el problema del costo del derecho a la explicación? *J Med Ethics*. 2024.<https://doi.org/10.1136/jme-2023-109737>.
118. Yao Y, et al. Una encuesta sobre la seguridad y privacidad de los modelos de lenguaje grandes (LLM): lo bueno, lo malo y lo feo. *High-Confid Comput*. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.hcc.2024.100211>.
119. Zheng, Y., et al., Una revisión sobre modelos de lenguaje de gran tamaño: diseño, ejecución y aplicaciones. Preimpresión de arXiv [arXiv:2410.11845](https://arxiv.org/abs/2410.11845), 2024. 120 Rostam ZRK, Szénási S, Kertész G. lograr el máximo rendimiento para modelos de lenguaje grandes: una revisión sistemática. Acceso IEEE. 2024.<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3424945>.
121. Zhou, H., et al., Modelo de lenguaje grande (LLM) para telecomunicaciones: un estudio exhaustivo sobre principios, técnicas clave y oportunidades. Preimpresión de arXiv [arXiv:2405.10825](https://arxiv.org/abs/2405.10825), 2024.

**Nota del editor** Springer Nature se mantiene neutral con respecto a los reclamos jurisdiccionales en mapas publicados y afiliaciones institucionales.