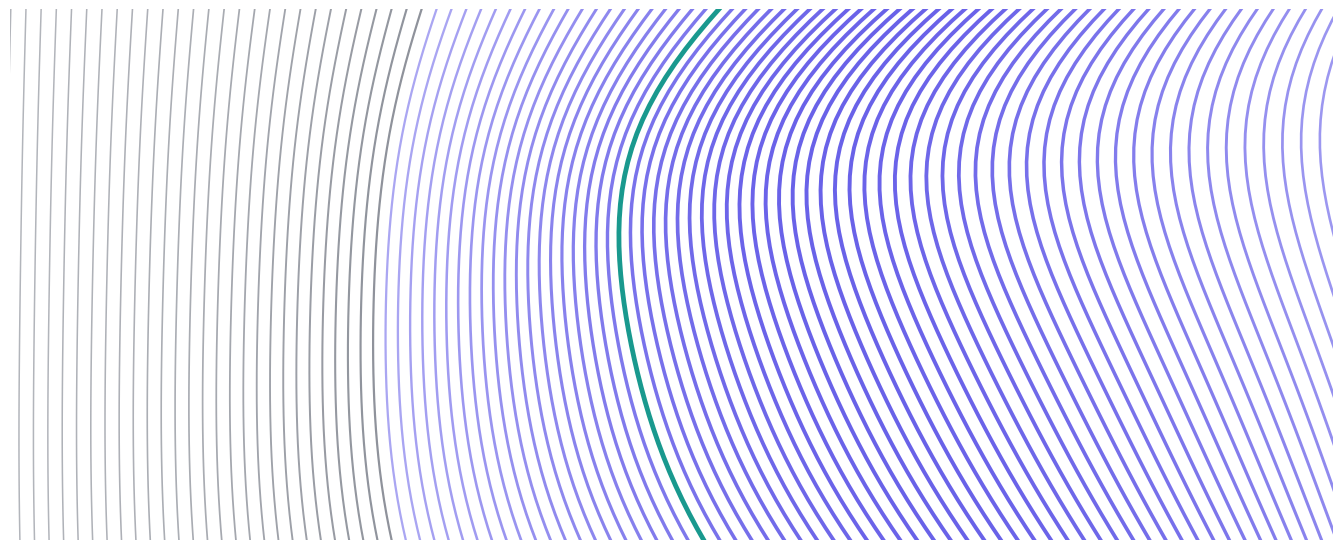




Orientaciones para el uso pedagógico de la **Inteligencia Artificial** en la Universidad de Guadalajara

Cómo enseñar, evaluar y tomar decisiones responsables cuando interviene la IA

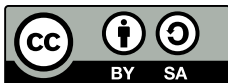
Propuesta abierta a revisión. Reúne preguntas, ejemplos y criterios para conversar y decidir; no presenta decisiones oficiales de la Universidad de Guadalajara.



Directorio

Autoridades

Espacio reservado para incorporar los nombres y cargos confirmados.

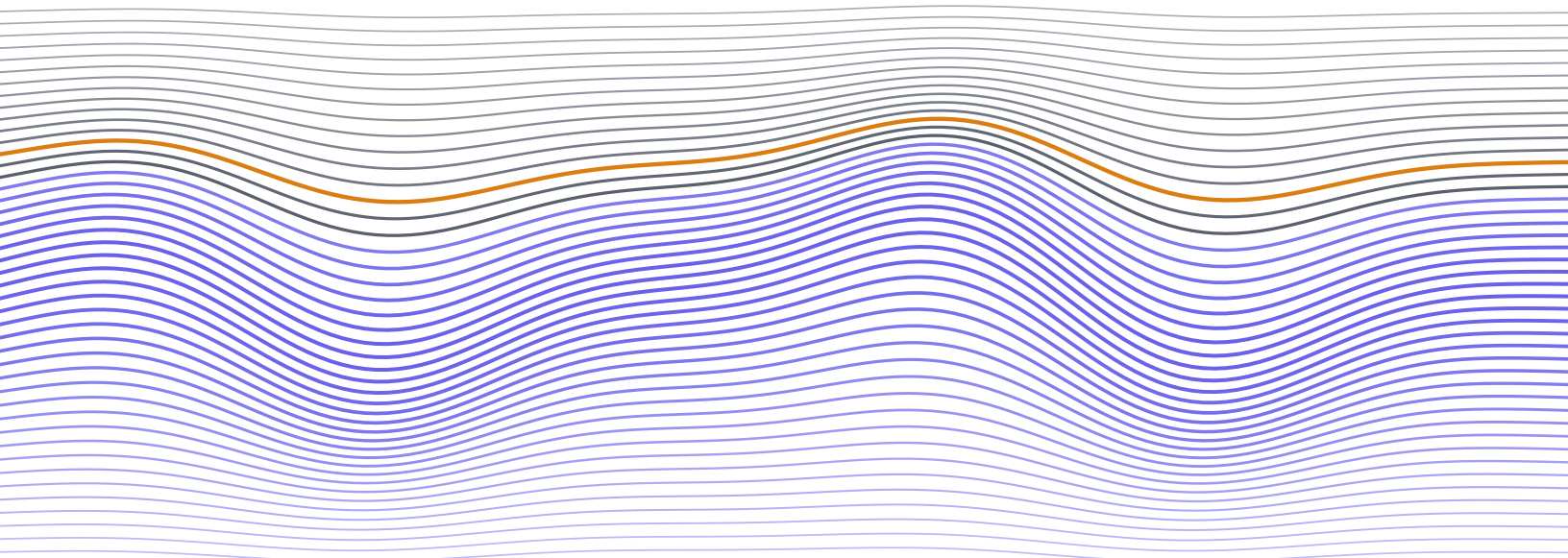


Puedes compartir y adaptar el contenido original citando la fuente, indicando cambios y compartiendo las adaptaciones con la misma licencia.
CC BY-SA 4.0 · Condiciones y excepciones en Licencia y reutilización.

Contenido

1 • Para qué sirven estas orientaciones	5
1.1 Cómo usar estas orientaciones	9
2 • Por qué usar IA exige formación	12
2.1 La tecnología se extendió más rápido que la formación	12
2.2 Distinguir el desempeño con IA del aprendizaje	16
2.3 Un cambio que atraviesa las profesiones para las que formamos	19
2.4 Privilegiar las decisiones humanas mediante el aprendizaje activo	22
2.5 Siete criterios para orientar y revisar las decisiones	23
3 • Tres literacidades para trabajar con IA	26
3.1 Qué cambia cuando trabajamos con IA	27
3.2 Literacidad operativa. Comprender y orientar el uso	33
3.3 Literacidad crítica. Examinar respuestas, sistemas y consecuencias	34
3.4 Literacidad de cocreación. Elaborar y transformar con criterio propio	35
3.5 Cómo se desarrollan juntas	36
4 • Diseñar actividades que desarrollen las tres literacidades	39
4.1 Introducir la ayuda de la IA después de practicar lo que importa	40
4.2 Partir de lo que se busca aprender	40
4.3 Aprendizaje activo y diálogo con la IA	49
4.4 Aprender a pedir, revisar y decidir	52
4.5 Usos diferenciados por nivel y disciplina	57
4.6 Aprendizaje híbrido y activo: conectar momentos sin fragmentar la experiencia	59
5 • Reconocer y evaluar lo aprendido	66
5.1 Lo que el producto final muestra y lo que puede ocultar	68
5.2 Evaluación formativa y juicio evaluativo	71
5.3 Evaluación auténtica: situación, decisión y contexto	73
5.4 Evaluación del proceso: cuatro maneras de conocer el recorrido	75
5.5 Arquitectura a nivel de programa: momentos asegurados y trabajo abierto	82
5.6 Integridad académica: comprender el recorrido en vez de intentar detectar la IA	84
5.7 El posgrado, la escritura de investigación y la titulación	87
6 • Cuidar a las personas y sostener la formación	90
6.1 Transparencia y declaración de uso	91

6.2 Sesgos, equidad y conocimiento del contexto	93
6.3 Privacidad y protección de datos	93
6.4 Responsabilidad y situaciones que piden acuerdos explícitos	95
6.5 Acuerdos revisables, del curso al programa	96
6.6 Qué pueden esperar y qué pueden aportar estudiantes y docentes	100
6.7 Formarse para conservar el criterio	103
6.8 Condiciones que sostienen el cambio	106
7 • Reconocer riesgos y revisar decisiones	109
7.1 Cuando la IA realiza el trabajo que se necesita aprender	113
7.2 Brecha digital y equidad	115
7.3 Integridad y validez de los títulos	116
7.4 Costos ecológicos	117
8 • Elegir tecnologías conservando capacidad de decisión	119
8.1 Lo que existe detrás de una interfaz sencilla	120
8.2 Preguntas antes de elegir una tecnología	121
8.3 Opciones abiertas cuando resulten útiles	124
8.4 Proteger los datos y prepararse para un cambio de servicio	124
8.5 Equidad y conocimiento producido desde el propio contexto	125
9 • Llevar las orientaciones a la práctica y aprender de ella	126
9.1 Cuatro preguntas para preparar y revisar una iniciativa	127
9.2 Realizar una prueba y revisar sus resultados	129
9.3 Qué conviene observar durante una prueba	129
9.4 Responsables y ciclo	131
9.5 Ejemplos visuales de papeles en actividades educativas	131
9.6 Volver a la pregunta educativa	134
Anexos	136
Referencias	137



1

Para qué sirven estas orientaciones

Sobre este documento. Esta es una propuesta abierta que reúne ideas y recomendaciones que pueden retomarse y adaptarse a distintos contextos universitarios. La apertura recupera declaraciones públicas de la Rectora General con sus fuentes. Las orientaciones y el marco de las tres literacidades que siguen son una propuesta de este documento, sin aprobación institucional registrada.

La formación para trabajar con inteligencia artificial generativa necesita articular tres literacidades: operativa, crítica y de cocreación. Su desarrollo permite comprender y evaluar el apoyo que estos sistemas pueden aportar al diseño de una actividad, la revisión de una idea o la elaboración de un producto. La persona conserva las decisiones sobre el trabajo y la responsabilidad por lo que presenta.

La postura expresada por la Rectora General

La Rectora General de la Universidad de Guadalajara, Karla Planter Pérez, ha situado la inteligencia artificial como un cambio que exige revisar la enseñanza, la evaluación y la formación profesional. En Innova Forum, en septiembre de 2025, planteó que las universidades necesitan reconsiderar sus estrategias pedagógicas desde la licenciatura, formar al profesorado y favore-

cer la capacidad de preguntar y pensar críticamente. También señaló que las diferencias de conectividad y equipamiento condicionan esa transformación. Su postura vincula la incorporación tecnológica con una renovación educativa que atienda esas desigualdades (González-Márquez, 2025).

En la inauguración del mismo encuentro destacó el papel docente y el uso responsable de las herramientas, con inclusión y accesibilidad. Allí anunció la disponibilidad de Gemini y NotebookLM mediante las cuentas institucionales de Google. El anuncio forma parte del contexto de acceso a la tecnología; por sí mismo no establece una regla de uso para todas las actividades universitarias (Montiel González, 2025).

En agosto de 2026, al inaugurar el segundo Congreso universitario de inteligencia artificial y transhumanismo, insistió en replantear las formas de hacer, aprender e investigar. Subrayó los desafíos de la regulación ética, el enfoque humanista, la inclusión, la igualdad de género, la accesibilidad y la reducción de la brecha digital. Vinculó el trabajo científico universitario con una transición tecnológica que respete los derechos y la integridad humana (Montiel González, 2026).

Estas intervenciones ofrecen un punto de partida para discutir qué capacidades y condiciones necesita desarrollar la comunidad universitaria. El marco de las tres literacidades que se propone a continuación busca dar una respuesta pedagógica a esa pregunta. Es una elaboración de estas orientaciones, cuya pertinencia deberá deliberarse y comprobarse en los distintos contextos de la Universidad.

La formación que proponen estas orientaciones

La inteligencia artificial generativa (IA) plantea un problema común a la educación superior. Su uso vertiginoso va mucho más rápido que la formación, la creación de competencias, la definición de evidencias y los acuerdos necesarios para orientar dicho uso. Por eso no basta con contar con herramientas nuevas, sino que se deben desarrollar capacidades para comprenderlas, decidir cuándo y cómo aportan algo, advertir cuándo desplazan el aprendizaje y valorar sus efectos (Digital Education Council, 2026a).

Estas orientaciones tienen un doble propósito, primero, ofrecer un lenguaje común para hablar de enseñanza, evaluación, ética, datos, tecnología y responsabilidades institucionales sin reducir la discusión a permitir o prohibir herramientas, y segundo, para ofrecer preguntas y criterios que ayuden a tomar decisiones situadas, de modo que una academia, un programa, una persona docente o una instancia de gestión no tenga que comenzar cada conversación desde cero. El documento no pretende resolver anticipadamente todos los casos. Busca proporcionar una base común desde la cual sea posible explicar, adaptar y revisar una decisión.

El documento no pretende resolver anticipadamente todos los casos. Busca proporcionar una base común desde la cual sea posible explicar, adaptar y revisar una decisión.

El hilo conductor de la propuesta son **tres literacidades**, entendidas como capacidades para actuar con comprensión y criterio en situaciones concretas. La **operativa** permite comprender qué puede hacer una herramienta, reconocer sus límites y orientar su uso. La **crítica** permite examinar las respuestas, los supuestos y las condiciones en que el sistema funciona, así como sus consecuencias. La **de cocreación** permite elaborar y revisar ideas, explicaciones o soluciones con aportaciones de IA, conservando el propósito, el juicio y la responsabilidad por el trabajo. Se desarrollan mediante práctica y acompañamiento, y se combinan según lo que cada actividad busca enseñar. La sección sobre las tres literacidades (§3) desarrolla su relación.

El propósito educativo es que la persona pueda decidir qué tarea confiar a la IA generativa, comprobar sus respuestas y explicar cómo esa interacción modificó su comprensión o su trabajo. Pedir únicamente una objeción a un argumento, o decidir que la IA no intervenga también puede expresar una formación lograda. Las secciones de diseño y evaluación (§4 y §5) muestran cómo practicar y reconocer esas capacidades; las de cuidado, riesgos, tecnología y aplicación (§6 a §9) examinan las condiciones para sostenerlas.

El texto considera la IA desde dos ángulos complementarios. Puede formar parte de las capacidades profesionales que convenga desarrollar en el currículo y puede apoyar procesos de formación, investigación o gestión. En ninguno de los dos casos su incorporación es valiosa por sí misma. La pregunta orientadora es si contribuye al propósito educativo sin sustituir el pensamiento, el juicio ni la responsabilidad de las personas. Para sostener el desarrollo de las tres literacidades, el documento asume cuatro exigencias que atraviesan todas sus propuestas. Estas precisan las condiciones éticas e institucionales de la formación. La **responsabilidad** pide que cada uso tenga a alguien que pueda explicarlo y responder por él. La **ética** pide considerar los efectos sobre las personas, sus datos y su aprendizaje antes de actuar. La **transparencia** pide describir cómo intervino la herramienta en lugar de ocultarlo. El **compromiso** pide sostener la formación, el acompañamiento y la revisión que cualquier acuerdo necesita para funcionar. Cada exigencia se desarrolla en las secciones correspondientes; aquí se enuncian para que la lectura completa pueda reconocerlas cuando reaparezcan.

CUATRO EXIGENCIAS QUE ATRAVIESAN EL DOCUMENTO

- **Responsabilidad.** Cada uso tiene a alguien que puede explicarlo y responder por él (§6.4, §6.5).
- **Ética.** Los efectos sobre las personas, sus datos y su aprendizaje se consideran antes de actuar (§6).
- **Transparencia.** Se describe cómo intervino la herramienta en lugar de ocultarlo (§6.1, declaración de uso).
- **Compromiso.** Se sostienen la formación, el acompañamiento y la revisión que cualquier acuerdo necesita (§6.8).

El carácter revisable del documento responde a esa necesidad. Las herramientas, la investigación disponible, las condiciones de acceso y las normas cambian a ritmos distintos. En lugar de fijar un catálogo duradero de productos permitidos o prohibidos, el documento propone criterios que pueden ponerse a prueba en contextos diversos. Dos ideas conectan las decisiones. Cuando una persona trabaja con IA necesita conservar las decisiones importantes (§3.1, cocreación), y cualquier acuerdo necesita volver a revisarse a partir de la experiencia (§2.5, criterios revisables).

ORIENTACIONES, NO REGLAMENTO

En lugar de fijar un catálogo duradero de productos permitidos o prohibidos, el documento propone criterios que pueden ponerse a prueba y volver a revisarse a partir de la experiencia (§2.5, §6.5).

De disponer de IA a integrarla con criterio



Figura 1 · De disponer de IA a integrarla con criterio. Tener acceso a una tecnología no significa saber cuándo ayuda a aprender. Entre el acceso y la integración hacen falta formación, acuerdos de cuidado y revisión de lo que ocurre en la práctica. El esquema propone una trayectoria posible y adaptable; no describe acciones institucionales ya realizadas.

El marco busca ser útil para la diversidad de centros, sistemas, programas, disciplinas y niveles que conviven en la Universidad de Guadalajara. Se dirige al estudiantado, al profesorado, a las academias y coordinaciones y a las instancias que deliberen sobre estrategias, servicios o tecnologías. No supone que todas compartan el mismo punto de partida ni que deban seguir una secuencia única.

1.1 Cómo usar estas orientaciones

Este documento no necesita leerse siempre de principio a fin. El marco común de las tres literacidades está en §3. Puedes entrar por la pregunta que más se acerque a tu situación y volver después a los fundamentos que la sostienen.

Si te preguntas qué aprende una persona cuando usa IA, comienza por el efecto de la IA en el aprendizaje (§2.2) y continúa con las tres literacidades (§3) y la evaluación que mira más allá del producto final (§5). Estas secciones explican por qué un trabajo bien presentado no demuestra por sí solo que hubo comprensión. También muestran qué otras señales ayudan a reconocer el aprendizaje, como explicar una decisión, corregir un error o usar lo aprendido en una situación nueva.

Si estás preparando o revisando una actividad, puedes ir a la secuenciación del aprendizaje (§4.1), el diseño desde los resultados (§4.2) y los instrumentos para observar el proceso (§5.4). El recorrido parte de preguntas concretas, como qué quieres que aprenda el grupo, qué parte necesita practicar por sí mismo y en qué momento la IA puede ayudar sin realizar justamente el trabajo que se intenta aprender.

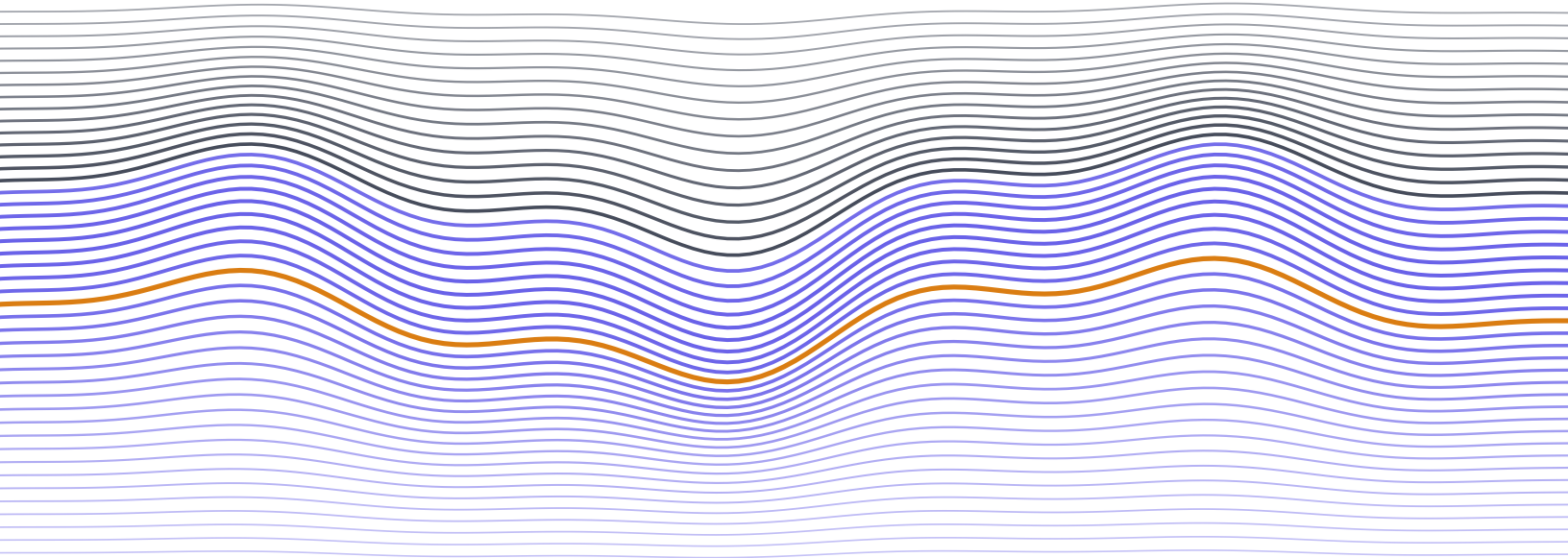
Si necesitas explicar al grupo cómo puede usar IA, la transparencia (§6.1) y la integridad académica (§5.6) ofrecen un punto de partida. Allí se propone comunicar antes de la actividad qué puede pedirse a la IA generativa durante la tarea, qué decisiones conserva cada persona y qué aspectos del recorrido conviene explicar al presentar el trabajo. La claridad previa suele ser más formativa que intentar descubrir el uso de IA al final.

Si quieres adaptar las orientaciones a una carrera o disciplina, revisa la sección sobre el cambio que atraviesa las profesiones (§2.3) y su desarrollo campo por campo (Anexo A), los usos por nivel y campo (§4.5) y las propuestas de formación (§6.7). No se espera que medicina, letras, ingeniería o bachillerato adopten los mismos ejemplos. La idea es conservar preguntas comunes y traducirlas a los problemas, prácticas y formas de comprobar conocimiento que tienen sentido en cada ámbito. Si tu ámbito es el posgrado, la sección sobre escritura, investigación y titulación (§5.7) reúne los criterios específicos de ese nivel.

Si estás comparando una herramienta o servicio, las secciones sobre privacidad (§6.3), riesgos (§7) y elección tecnológica (§8) ayudan a mirar algo más que sus funciones. Por ejemplo, permiten preguntar qué datos solicita, si resulta accesible, cuánto costaría sostenerla, cómo recuperar el trabajo y qué opciones habría si en el futuro fuera necesario cambiar de servicio.

Si estás pensando en una iniciativa que afectará a varias personas o áreas, la revisión de las condiciones de madurez antes de ampliar una iniciativa (§6.8) y la hoja de ruta (§9) pueden ayudarte a ordenar la conversación. Antes de ampliar una propuesta, conviene aclarar qué necesidad atiende, quiénes vivirán sus efectos, qué formación y acompañamiento harán falta y qué se observará durante una prueba pequeña para decidir si vale la pena continuar o cambiar de rumbo.

Estas rutas se conectan entre sí. La pregunta con la que entres puede llevarte a otra sección cuando necesites comprender mejor una idea, revisar un riesgo o adaptar una propuesta a tu contexto.



2

Por qué usar IA exige formación

En muchos contextos la adopción avanzó antes que la formación y los acuerdos institucionales. Una respuesta solo prohibitiva o indiferente deja sin resolver cómo distinguir los usos que apoyan el pensamiento de los que lo sustituyen.

La inteligencia artificial generativa forma parte del entorno en el que estudian, enseñan y trabajan comunidades universitarias de contextos muy distintos. El grado, la finalidad y las condiciones de uso no pueden darse por supuestos para una institución o dependencia concreta. Esta sección reúne evidencia regional y nacional, distingue desempeño y aprendizaje y examina la transformación de las profesiones. A partir de ese contexto propone una postura pedagógica y criterios para orientar las decisiones.

2.1 La tecnología se extendió más rápido que la formación

La adopción de IA generativa en la educación superior de América Latina es amplia y avanza con rapidez. En la medición regional citada, más del 90% del estudiantado y cerca del 80% del profesorado reportaron algún uso, aunque esos porcentajes no deben trasladarse

automáticamente a cada centro, programa o comunidad (Lullo y Bielik, 2026). Los datos globales refuerzan la tendencia general, pero no sustituyen un diagnóstico situado (J. Freeman, 2025).

USO EXTENDIDO NO ES ALFABETIZACIÓN

> 90%

del estudiantado y cerca del 80% del profesorado de educación superior en América Latina reportaron algún uso de IA generativa en la medición regional citada (Lullo y Bielik, 2026). El porcentaje describe uso; no mide la capacidad de comprender, comprobar y decidir, ni se traslada automáticamente a cada comunidad.

El contraste más relevante aparece entre el uso extendido y la formación todavía insuficiente para comprender, comprobar y decidir. El desarrollo de esa capacidad de usar la IA con criterio, que incluye entender qué hace el sistema, examinar lo que devuelve y decidir cuándo conviene utilizarlo, requiere **alfabetización en IA**. La medición regional sugiere que esa capacidad permanece baja tanto en estudiantes como en docentes. Pocos docentes enseñan a usar la IA con buen juicio, y una parte importante del alumnado reconoce que apoyarse en ella puede conducir a un aprendizaje superficial (Lullo y Bielik, 2026). El marco de las tres literacidades (§3) desarrolla sus capacidades operativas, críticas y de cocreación; la sección sobre formación (§6.7) propone cómo enseñarlas y acompañarlas.

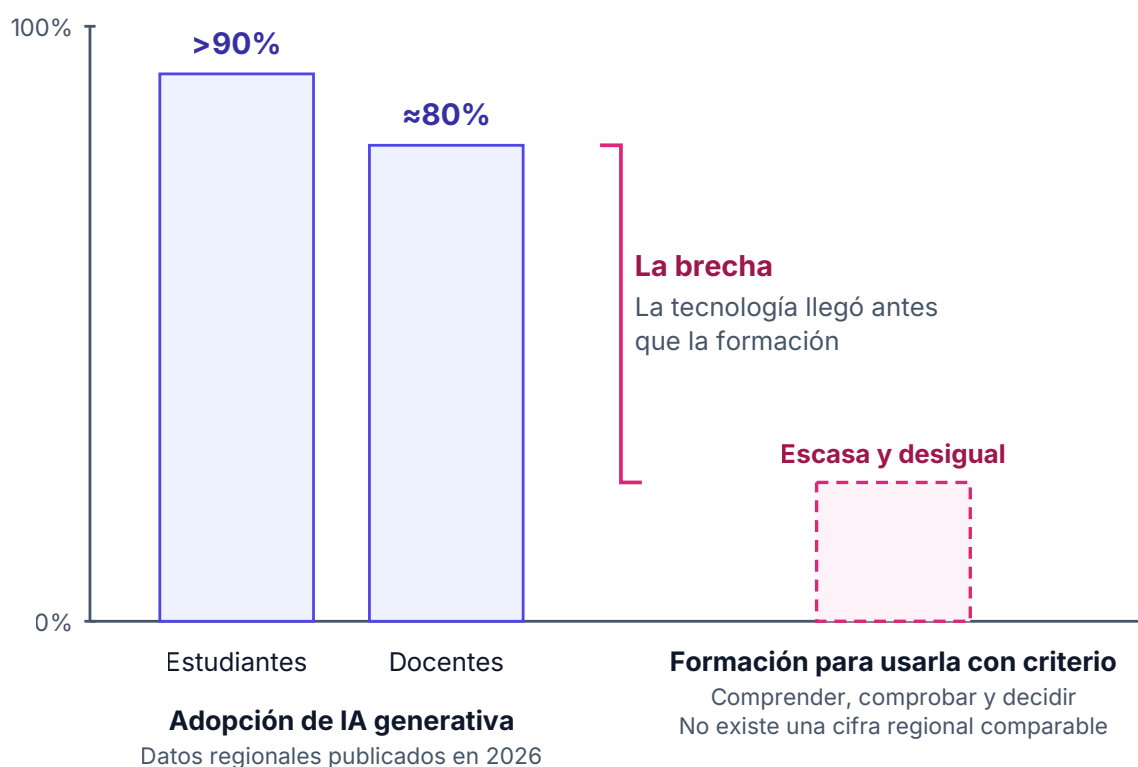
México muestra el mismo desfase. El primer censo nacional reunió a más de 1.5 millones de estudiantes y más de 163 mil docentes de 2 900 instituciones de educación superior. Más del 60% de ambos grupos reportó un uso cotidiano de IA generativa y 8 de cada 10 estudiantes dijeron emplearla para elaborar textos. Al mismo tiempo, cerca de tres cuartas partes desconocían si su institución contaba con normativa sobre el tema (Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior, 2026).

Las respuestas también revelan cautela. Aunque el 73% del profesorado percibe una mejora en el desempeño académico, solo una pequeña minoría confía plenamente en los resultados y menos de la mitad revisa siempre lo que recibe (Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior, 2026). Otro diagnóstico de la ANUIES sitúa el uso estudiantil en 78% y la adopción docente en 43%. Solo 3 de cada 10 instituciones reportan infraestructura tecnológica robusta y políticas formales, con diferencias marcadas entre instituciones privadas de élite y universidades públicas y una concentración de capacidades en pocas ciudades (ANUIES y Universidad Iberoamericana Ciudad de México, 2025).

Esa realidad nacional se inscribe en una desigualdad regional más amplia. América Latina recibe una pequeña porción de la inversión global en inteligencia artificial y presenta carencias de infraestructura, personal especializado y acuerdos para conducir y revisar las decisiones (CEPAL y CENIA, 2025). Menos de la mitad de sus instituciones tienen orientaciones formales sobre la materia (Cabrera-Fuentes et al., 2025; UNESCO IESALC, 2025). Las mediciones más recientes confirman ambas tendencias. El índice internacional de referencia reporta que cuatro de cada cinco estudiantes universitarios en el mundo ya utilizan IA generativa (Stanford Institute for Human-Centered AI, 2026), mientras que una encuesta a 200 instituciones de 19 países de la región encontró que solo cerca del 45% cuenta con orientaciones formales, frente a alrededor del 70% en Europa y Norteamérica (UNESCO IESALC, 2026). Un documento como este busca precisamente reducir esa brecha desde la deliberación situada. El desfase también aparece en instituciones con recursos amplios. El comité que el MIT dedicó al tema encontró en su propia comunidad que más de dos tercios del estudiantado considera la IA importante para su carrera mientras solo una cuarta parte se siente adecuadamente preparada por la institución, y respondió con ocho principios rectores que piden centrar el aprendizaje, enseñar con intencionalidad y aumentar el trabajo humano en lugar de automatizarlo (Massachusetts Institute of Technology, 2026).

La lectura conjunta sugiere una tensión, no un diagnóstico uniforme. En muchos contextos la adopción ha avanzado antes que la formación y los acuerdos institucionales. Una respuesta exclusivamente prohibitiva o indiferente deja sin resolver cómo distinguir los usos que apoyan el pensamiento de aquellos que lo sustituyen. Por eso este documento comienza por la formación y pide examinar las condiciones de cada comunidad.

La tecnología se extendió más rápido que la formación



La respuesta comienza por enseñar a comprender, comprobar y decidir

Figura 2 · La tecnología llegó antes que la formación. La medición regional citada reporta un uso extendido, mientras las capacidades para comprender, comprobar y decidir siguen distribuidas de forma desigual (Lullo y Bielik, 2026). El esquema ayuda a formular una pregunta para cada contexto; no atribuye esos porcentajes a una comunidad específica sin un diagnóstico propio.

La política pública nacional ofrece referentes útiles para esta deliberación. Entre ellos se encuentran el sondeo nacional sobre usos y perspectivas de la IA generativa en educación superior, la creación de espacios interinstitucionales de observación, la propuesta de una agenda nacional de inteligencia artificial elaborada desde la sociedad civil y el Senado de la República (Alianza Nacional de Inteligencia Artificial, 2024) y la *Declaración de ética y buenas prácticas en el uso y el desarrollo de la inteligencia artificial* (Secihti, 2026). Los diez principios de esa declaración se reproducen en el anexo D porque permiten contrastar el marco propuesto, no porque este documento les atribuya por sí mismo efectos normativos.

En esa misma dirección, la Secretaría de Educación Pública propuso diez *Principios de acción para un uso ético y crítico de la IAG en la educación superior mexicana*. Los presentó como una invitación al diálogo nacional y a la acción colectiva, no como lineamientos definitivos (Secretaría de Educación Pública, 2026). El conjunto reconoce que la IA ya forma parte de las instituciones y plantea respuestas en formación docente y estudiantil, evaluación, planes de estudio, brechas de acceso y capacidades, perspectiva de género, bienestar y fortalecimiento de las humanidades y las ciencias sociales. Estas orientaciones coinciden con varias de esas preocupaciones, como enseñar antes de exigir (§2.5, §6.7), evaluar algunas decisiones además del producto final (§5), reducir las desigualdades de acceso y cuidar la equidad (§7.2) y explicar los límites de cada actividad mediante acuerdos y criterios previos (§6.4).

2.2 Distinguir el desempeño con IA del aprendizaje

Para orientar la formación conviene distinguir dos cosas que pueden parecer iguales. El **desempeño** es lo que una persona logra durante una tarea, como resolver más ejercicios, escribir un texto más claro o terminar más rápido. El **aprendizaje** es lo que después puede comprender, explicar y volver a hacer en otra situación. Un mejor producto con ayuda de IA no demuestra por sí solo un mayor aprendizaje. Alrededor de siete de cada diez estudiantes y docentes mexicanos perciben que la IA mejora el desempeño académico (Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior, 2026). Esa percepción es relevante, pero necesita complementarse con preguntas sobre lo que la persona puede hacer cuando cambian o dejan de estar disponibles las pistas y respuestas de la IA.

La investigación ofrece resultados prometedores, pero no uniformes. Las revisiones que reúnen muchos estudios encuentran mejoras moderadas en algunas condiciones y resultados muy distintos en otras (Liu et al., 2026; X. Wu et al., 2026). La materia, la duración de la actividad y la forma de utilizar la herramienta cambian el resultado. Por eso una cifra promedio no permite concluir que «la IA mejora el aprendizaje» en cualquier situación.

La razón es sencilla. Una misma tecnología puede utilizarse de maneras opuestas. Un asistente puede entregar la solución completa o puede ofrecer una pista que obliga a seguir pensando. Los estudios no miden únicamente una herramienta; miden también la actividad y el tipo de intervención previsto para la IA, como dar pistas o entregar soluciones (Weidlich et al., 2025). Además, este campo cambia con rapidez. Un estudio muy citado que reportaba beneficios especialmente altos fue retirado por la editorial en 2026 (J. Wang y Fan, 2026). La lección no es desechar toda la investigación, sino leerla con prudencia y buscar patrones que aparezcan en estudios diferentes.

La misma prudencia vale para las experiencias de aula que circulan en compilaciones institucionales. Un piloto de tutor personalizado con veinticinco estudiantes de primer semestre reporta más de cien conversaciones y una calificación promedio alta de sus usuarios, medida con un modelo de aceptación tecnológica (Gutiérrez Guerra y Rodríguez Castillo, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 48-53). Un ejercicio con quince estudiantes durante cuarenta y cinco minutos encuentra más preguntas de seguimiento entre quienes conversaron con el sistema en un tono relacional (Labrado-Antolín, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 42-47). Son observaciones valiosas para diseñar, pero miden aceptación o estilo de interacción, no aprendizaje comprobado, y no permiten saber si el tono produjo la reflexión o si las personas ya reflexivas conversaban de otro modo. De ellas conviene retomar el diseño participativo del tutor y la separación entre modos de tutoría, práctica y examen, sin presentar la satisfacción como eficacia educativa.

Uno de esos patrones es la separación entre rendir mejor durante la práctica y aprender para después. En un experimento con cerca de mil estudiantes de bachillerato, quienes tuvieron un asistente que entregaba respuestas resolvieron más ejercicios mientras podían usarlo. Cuando fueron evaluados sin IA, quedaron por debajo de quienes nunca la habían utilizado. La herramienta funcionó como una muleta, pues mejoró el resultado inmediato, pero sustituyó una parte del esfuerzo que necesitaba practicarse (Bastani et al., 2025).

EL EFECTO MULETA

≈ 1 000

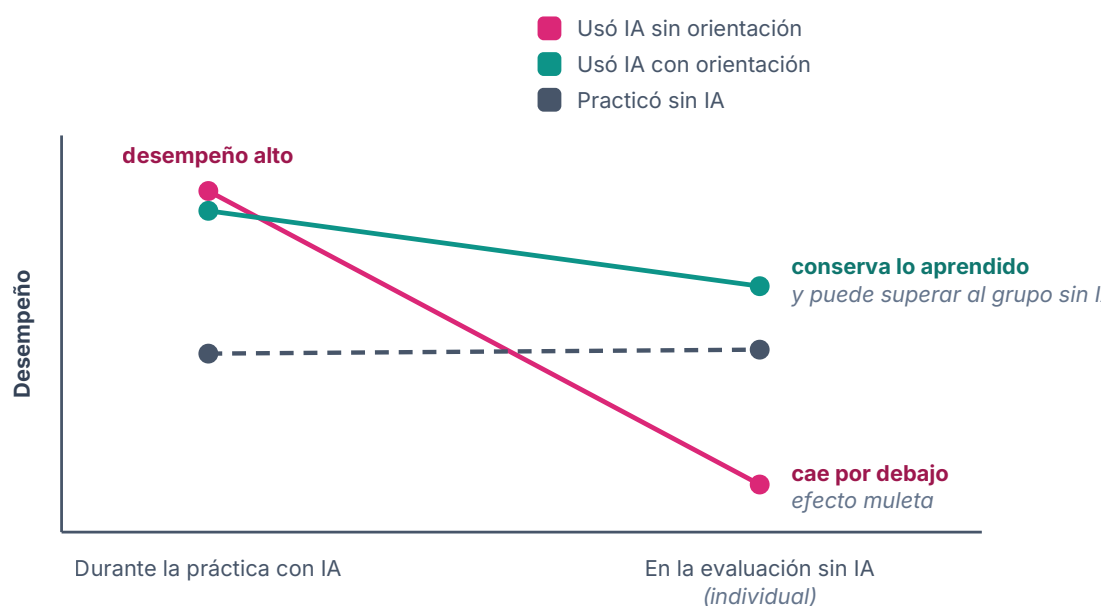
estudiantes de bachillerato participaron en un experimento controlado. Quienes tuvieron un asistente que entregaba respuestas resolvieron más ejercicios mientras podían usarlo; evaluados sin IA, quedaron por debajo de quienes nunca la habían utilizado (Bastani et al., 2025).

Otro experimento encontró algo semejante en escritura académica. El grupo con IA obtuvo mejores calificaciones en el ensayo, pero no mostró una mayor capacidad para utilizar después lo aprendido. También reflexionó menos sobre sus propias decisiones; los autores llaman *pereza metacognitiva* a esa disminución de la atención sobre cómo se está pensando y aprendiendo (Fan et al., 2025). Otros estudios coinciden en que dejar a la herramienta la búsqueda y elaboración completas puede reducir la profundidad del aprendizaje y el pensamiento crítico (Gerlich, 2025; Melumad y Yun, 2025).

La misma investigación muestra una alternativa. En el experimento de la muleta, otra versión del asistente ofrecía pistas graduales en lugar de soluciones. El grupo mejoró durante la práctica sin sufrir casi toda la caída posterior (Bastani et al., 2025). En física universitaria, un tutor de IA que dosificaba pistas paso a paso superó los resultados de la misma lección trabajada en un aula presencial de aprendizaje activo (Kestin et al., 2025). En un contexto con recursos limitados, seis semanas de tutoría con IA guiada por docentes también mostraron resultados favorables (De Simone et al., 2025). La diferencia no fue solamente el modelo utilizado. Importaron la orientación docente, el momento en que intervenía el asistente y la decisión de ofrecer pistas sin retirar el trabajo que formaba la capacidad.

¿Qué queda cuando se retira la IA?

La misma herramienta produce resultados opuestos con o sin orientación pedagógica.



La diferencia no está en el modelo, está en el método

Esquema ilustrativo; la evidencia experimental se presenta en §2.2

Figura 3 · Qué queda cuando se retira la IA. Durante la práctica, los dos grupos con IA rinden por encima de quienes practican sin ella. En la evaluación sin IA se separan. El grupo sin orientación pedagógica, que recibía la solución completa, queda por debajo de quienes nunca usaron la herramienta, el llamado efecto muleta. El grupo con orientación pedagógica, que recibía pistas dosificadas, conserva lo aprendido: evita casi toda la caída (Bastani et al., 2025) y, cuando las pistas se dosifican paso a paso, puede superar al grupo que practicó sin la herramienta (Kestin et al., 2025). Es un esquema de síntesis, no la gráfica de un solo experimento.

La evidencia obliga a separar la herramienta del modo de interacción. Un mismo sistema puede atrofiar el pensamiento cuando lo sustituye y amplificarlo cuando exige ejercitarlo. La síntesis internacional más reciente encuentra que las herramientas generativas de propósito general pueden elevar el desempeño inmediato sin producir aprendizaje. Los usos con intención pedagógica y preservación del juicio docente muestran resultados más prometedores, en especial cuando incluyen *andamiaje*, es decir, apoyos graduales que se retiran conforme la persona gana capacidad (OECD, 2026). Una revisión de 67 estudios en educación superior llega a una conclusión análoga para el pensamiento crítico y creativo, pues los efectos dependen del encuadre, la regulación metacognitiva, la indagación y el contraste, y se degradan cuando la interacción queda sin estructura (C. Li et al., 2026).

Un mismo sistema puede atrofiar el pensamiento cuando lo sustituye y amplificarlo cuando exige ejercitarlo.

Por eso aquí no se propone regular el acceso a las herramientas en abstracto. Las secciones siguientes examinan el diseño de la intervención de la IA en una actividad (§4) y cómo la evaluación observa el aprendizaje más allá del producto (§5). La pregunta se dirige a la relación entre la persona, la actividad y el sistema, no a la tecnología aislada.

2.3 Un cambio que atraviesa las profesiones para las que formamos

Comprender qué cambia cuando una persona trabaja con IA exige mirar también fuera del aula, porque las profesiones para las que la universidad forma ya están cambiando. El índice global de exposición ocupacional estima que uno de cada cuatro empleos del mundo podría transformarse con IA generativa, aunque el resultado más probable es la recomposición de tareas y no la sustitución completa, con una exposición mayor en los puestos ocupados por mujeres (Gmyrek y Berg, 2025). Un recorrido por los campos que conviven en una universidad como la Universidad de Guadalajara muestra que ninguna disciplina queda al margen, y que cada una responde de manera distinta.

En las profesiones de la salud el cambio es de recomposición. La encuesta de la asociación médica estadounidense registró que el 81% del gremio ya usa IA en su ejercicio, el doble que tres años antes (American Medical Association, 2026), sobre todo en documentación clínica asistida, donde los primeros ensayos aleatorizados encuentran ahorros de tiempo modestos junto con una reducción del agotamiento profesional (Lukac et al., 2025). Las asociaciones de

enfermería fijaron el mismo principio que las médicas, que la herramienta apoye sin suplantar el juicio clínico (American Academy of Nursing, 2026). La psicología enfrenta además un fenómeno social nuevo. Tres de cada cuatro profesionales reportan pacientes que llegan a consulta después de conversar con chatbots, y varios estados de Estados Unidos prohibieron ya la terapia conducida por IA tras daños documentados (American Psychological Association, 2026).

LAS PROFESIONES YA CAMBIARON

81%

del gremio médico estadounidense ya usa IA en su ejercicio, el doble que tres años antes (American Medical Association, 2026). Las asociaciones médicas y de enfermería fijan el mismo principio, que la herramienta apoye sin suplantar el juicio clínico.

En las ciencias exactas y naturales la IA se volvió instrumento de investigación. La predicción de estructuras de proteínas es infraestructura cotidiana de la biología, ahora también mediante modelos abiertos (Callaway y Naddaf, 2026), y en matemáticas los sistemas participaron en la resolución de problemas abiertos con demostraciones formalizadas y verificables («AI uncovers solutions to Erdős problems, moving closer to transforming math», 2026). La ingeniería de software vive la disrupción más aguda y también la lección más instructiva. La adopción entre quienes programan es casi universal, pero la confianza es baja y la queja dominante son las soluciones que parecen correctas sin serlo (Stack Overflow, 2025). Un experimento aleatorizado encontró incluso que programadores con experiencia fueron más lentos trabajando con IA mientras creían ser más rápidos (Becker et al., 2025). La distancia entre lo que los sistemas logran en exámenes y evaluaciones controladas y lo que aportan en condiciones reales de trabajo es uno de los hallazgos mejor documentados del periodo, y respalda la postura de este documento de examinar cada uso en su contexto (§2.2).

En el derecho y las profesiones económico-administrativas el desplazamiento va del hacer al revisar. Los tribunales de varios países acumulan sanciones por escritos con jurisprudencia fabricada por IA, y en México un tribunal colegiado emitió la primera tesis con lineamientos para el uso judicial de estas herramientas, que prohíbe delegar decisiones jurisdiccionales y exige verificación humana (Suprema Corte de Justicia de la Nación, 2025). En la auditoría, el trabajo de quien inicia cambió de ejecutar las pruebas a revisar las excepciones que el sistema marca. En el periodismo, la confianza en las noticias tocó su mínimo histórico mientras los chatbots emergen como vía de acceso a la información (Reuters Institute for the Study of Journalism, 2026), lo que revaloriza la verificación y el criterio editorial como núcleo profesional. En la

arquitectura y el diseño la adopción alcanzó a tres de cada cuatro despachos del Reino Unido, y el mismo gremio advierte que la automatización dificulta a los profesionales de carrera temprana adquirir las habilidades esenciales del oficio (Royal Institute of British Architects, 2026). En las artes y la traducción, los acuerdos gremiales y las etiquetas de contenido sintético intentan proteger el trabajo humano mientras los traductores literarios documentan pérdidas de ingreso (American Translators Association, 2025).

De los documentos examinados se desprenden dos preocupaciones para la formación. En varios de ellos se admite el uso de IA bajo condiciones de supervisión humana, transparencia y responsabilidad profesional. El alcance de los permisos y restricciones varía por campo, tarea y jurisdicción; este recorrido no permite atribuir una posición única a todos los gremios. Las exigencias transversales de estas orientaciones (§1) retoman esos cuidados para el ámbito educativo. La segunda preocupación concierne directamente a una universidad. La IA automatiza con frecuencia las tareas con las que las personas novatas aprendían el oficio. El empleo de jóvenes en las ocupaciones más expuestas se encuentra ya por debajo de su tendencia, lo que derivará en menor contratación inicial y no necesariamente reducciones por despidos (Brynjolfsson et al., 2026), y los empleos de entrada concentran la exposición de los jóvenes a la automatización (International Labour Organization, 2026).

La consecuencia formativa conecta con todo lo anterior. Si el primer escalón laboral se estrecha, la universidad no puede permitir que la práctica que forma el criterio se delegue durante la formación, porque el criterio experto para revisar lo que la IA produce es precisamente lo que el mercado revaloriza: el efecto de la automatización sobre el valor de una profesión depende de si alcanza sus tareas expertas o las inexpertas (Autor y Thompson, 2025). Cada programa puede traducir este panorama a su disciplina al decidir qué operaciones definen su pericia y en qué momento de la trayectoria puede confiarse alguna de ellas a una herramienta (§4.5, usos por nivel y disciplina), y al mismo tiempo enseñar los usos que su campo profesional ya normalizó, con las condiciones que sus propios gremios establecen. El desarrollo campo por campo, con la evidencia y las fuentes de cada disciplina, está en el Anexo A.

Si el primer escalón laboral se estrecha, la universidad no puede permitir que la práctica que forma el criterio se delegue durante la formación.

2.4 Privilegiar las decisiones humanas mediante el aprendizaje activo

Ante esa realidad, este documento propone comenzar por una pregunta pedagógica: **¿la ayuda de la IA permite que la persona piense mejor o realiza justamente el trabajo que necesitaba aprender?** La presencia de la herramienta no responde por sí sola. Importa observar si el estudiantado formula preguntas, contrasta información, toma decisiones y puede explicar el resultado (OECD, 2024). La encuesta nacional muestra que una proporción amplia de docentes y estudiantes percibe potencial en la IA para el razonamiento, la reflexión, la imaginación y la creatividad (Secretaría de Educación Pública, 2026). Convertir esa expectativa en aprendizaje depende de cómo se diseñe la actividad y necesita comprobarse en la experiencia; no puede darse por hecho.

¿La ayuda de la IA permite que la persona piense mejor o realiza justamente el trabajo que necesitaba aprender?

Conviene precisar qué se entiende aquí por **aprendizaje activo**, pues el término puede resultar abstracto. Una persona aprende de manera activa cuando utiliza el conocimiento, es decir, cuando participa, discute, resuelve problemas, contrasta sus ideas con las de otras personas y piensa sobre cómo llegó a una conclusión (Patiño et al., 2023). Esta tradición es muy anterior a la IA y ayuda a reconocer qué trabajo necesita conservar el estudiantado. Si el aprendizaje ocurre al formular, contrastar y reelaborar, el criterio para juzgar un uso de IA no es la herramienta por sí sola. Importa saber si la actividad pide poner a prueba y transformar lo que el sistema devuelve, o si permite entregarlo sin comprenderlo. El ciclo de formular, contrastar, decidir y responder puede ser una forma de aprendizaje activo cuando la herramienta funciona como una contraparte y no como sustituto; la sección §4.3 muestra cómo llevarlo a una actividad.

La investigación reciente sitúa el diseño pedagógico en el centro. Una revisión sistemática de 73 estudios publicados entre 2015 e inicios de 2025 encontró mejores niveles de implicación estudiantil (*engagement*) cuando la IA se integró en pedagogías interactivas, como el aula invertida, el aprendizaje basado en proyectos o las rondas de borrador, retroalimentación y revisión (Long et al., 2026). Otra revisión identificó dos efectos que dependen del mismo factor, pues el diseño puede fomentar el pensamiento crítico y la colaboración, o puede favorecer una dependencia que reduzca la autonomía (Abedin et al., 2026).

Un estudio con universitarios ofrece un ejemplo concreto. Las instrucciones de la actividad les pedían modificar y refinar las salidas de la IA, no entregarlas tal como las recibían. Ese grupo desarrolló una mayor capacidad de resolución creativa de problemas que el grupo que trabajó solo con herramientas digitales convencionales y describió la IA como apoyo para generar ideas sin ceder la dirección del proceso (Hwang y Lee, 2025). La postura de la agencia humana y el aprendizaje activo no descansa, entonces, en un optimismo de principio. Formula una condición que deberá observarse. La IA puede contribuir cuando la actividad mantiene al estudiante pensando y deja de hacerlo cuando lo releva. Las secciones §4.1 y §4.3 traducen esa condición en decisiones de secuenciación y diálogo.

2.5 Siete criterios para orientar y revisar las decisiones

De esta postura se derivan siete criterios que orientan las condiciones para desarrollar las tres literacidades. Mientras estas nombran las capacidades que se busca formar, los criterios ayudan a decidir cómo enseñarlas, acompañarlas y revisarlas. No son reglas cerradas. Cada espacio o ámbito puede retomarlos, adaptarlos o descartarlos de forma argumentada según su contexto y dentro del marco normativo aplicable:

- **Enseñar antes de exigir.** No resulta razonable pedir un uso responsable de algo que no se ha enseñado a comprender y juzgar. La formación ofrece el punto de partida para cualquier acuerdo posterior (véanse §6.5 y §6.7).
- **Explicar cómo se utilizó.** Describir cómo intervino la IA generativa en la tarea puede tratarse como una explicación del trabajo y no como una admisión automática de culpa. El detalle depende de la actividad y de sus posibles consecuencias (véanse §5 y §6).
- **Mirar también el recorrido.** Cuando el producto final oculta quién tomó las decisiones, conviene pedir una muestra breve, como una idea inicial, una comprobación, una corrección explicada o una conversación sobre el trabajo (véase §5).
- **Ofrecer opciones de acceso.** Toda actividad o servicio necesita examinar costos, infraestructura, accesibilidad y alternativas para no convertir una herramienta en barrera (véanse §7 y §8).
- **Aclarar quién responde.** Las decisiones pueden corresponder a personas, cursos, programas o instancias institucionales. Repartirlas no significa dejar sin explicar quién toma y revisa cada una (véase §6.5).
- **Conservar opciones sobre la tecnología.** Además de sus funciones inmediatas, una herramienta puede valorarse por la posibilidad de recuperar datos, cambiar de servicio y evitar una dependencia difícil de revertir (véase §8).
- **Volver a revisar.** Los acuerdos necesitan actualizarse con lo aprendido en la práctica y con los cambios normativos y tecnológicos (véase §6.5).

Decidir cómo usar IA para apoyar el aprendizaje

Siete criterios revisables, para decidir con el contexto delante

Enseñar antes de exigir

No exigir lo que no se enseñó

Explicar cómo se utilizó

Estudiantado y profesorado explican qué aportó la IA

Mirar también el recorrido

Conocer una decisión y cómo se comprobó

Ofrecer opciones de acceso

Que la actividad no cree desventajas

Aclarar quién responde

Cada ámbito explica sus decisiones

Conservar opciones

Poder recuperar datos y cambiar de herramienta

Volver a revisar

Actualizar los acuerdos a partir de la experiencia y de los casos nuevos

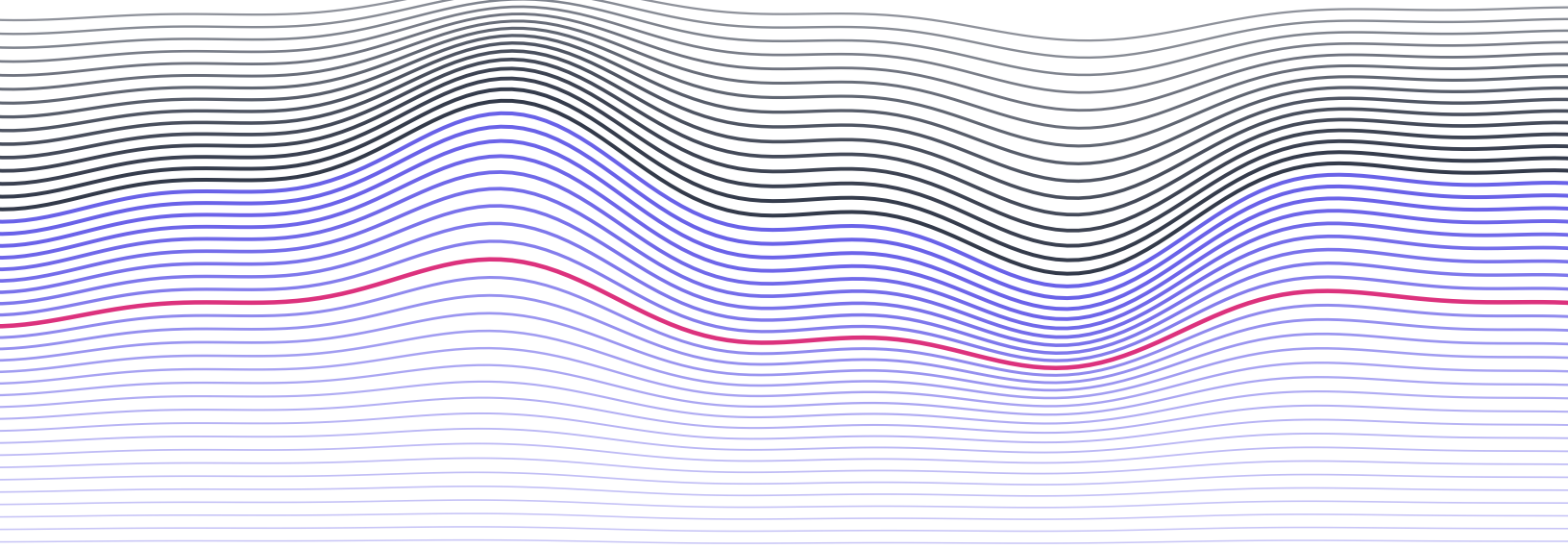
Figura 4 · Siete criterios para orientar una decisión. Enseñar antes de exigir, explicar el uso, mirar también el recorrido, ofrecer opciones de acceso, aclarar quién responde, conservar opciones tecnológicas y volver a revisar ayudan a pensar una decisión en su contexto.

Estos principios pueden leerse en diálogo con valores presentes en el Código de Ética de la Universidad de Guadalajara (Universidad de Guadalajara, 2018). La equidad, la honestidad y la libertad ofrecen puntos de contacto con la reducción de brechas, la transparencia y la autonomía responsable. Esa relación no convierte automáticamente los criterios de este documento en disposiciones vigentes. Permite, más bien, preguntar si una propuesta de uso guarda continuidad con los valores

ANCLAJE INSTITUCIONAL

Equidad, honestidad y libertad, valores del Código de Ética de la UdeG, ofrecen puntos de contacto con la reducción de brechas, la transparencia y la autonomía responsable. La relación no convierte estos criterios en disposiciones vigentes.

institucionales y qué validaciones adicionales necesita. La definición de responsabilidades sobre trabajos, acompañamiento y evaluación deberá resolverse en los acuerdos y procedimientos aplicables; las secciones siguientes ofrecen referentes para esa deliberación.



3

Tres literacidades para trabajar con IA

Comprender y orientar el uso, examinar respuestas y sistemas, y elaborar con criterio propio son capacidades que se necesitan entre sí. La actividad educativa debe permitir que la persona las ejerza y conserve la dirección de su trabajo.

Estas orientaciones llaman **alfabetización en IA** al proceso amplio de formación y organizan sus capacidades en tres literacidades, operativa, crítica y de cocreación. El esquema es una síntesis del documento. Sus fuentes aportan fundamentos y hallazgos diversos; no se les atribuye una clasificación idéntica ni un consenso sobre estos tres nombres.

Marcos recientes de formación reúnen capacidades prácticas, críticas, éticas e institucionales (Bustillos et al., 2026; Cannizzaro et al., 2026; Digital Education Council, 2025a). Su aporte principal es cambiar la pregunta. En vez de preguntar solamente «¿qué herramienta sabe usar una persona?», invitan a preguntar «¿qué puede comprender, comprobar, decidir y sostener con otras personas dentro de una institución?».

El camino comienza al comprender y orientar una tarea de IA generativa, como pedir una objeción para revisar una idea, lo que llamamos **literacidad operativa**. Al contrastar las respuestas y examinar el sistema y sus consecuencias se ejerce la **literacidad crítica**. La **literacidad de cocreación** integra esos recursos para elaborar y transformar un trabajo con razones propias. La figura anticipa esta relación: la práctica acumula recursos y cada revisión puede llevar a reformular el propósito, cambiar lo que se pide al sistema o construir otra alternativa. El juicio y el cuidado acompañan el recorrido desde el primer uso.



3.1 Qué cambia cuando trabajamos con IA

Imaginemos a una docente que pide a un sistema tres maneras de explicar un concepto difícil. La docente eligió el problema, describió al grupo, formuló la petición y decidirá qué puede utilizar. El sistema aportó variantes construidas a partir de sus datos de entrenamiento, sin comprender el propósito como una persona (Bender et al., 2021). La docente puede terminar con un plan que no habría escrito igual en solitario (Fawns, 2022). Algo semejante ocurre con la

escritura estudiantil, cuyo resultado depende del intercambio (Lin, 2025). Esa participación no vuelve simétrica la relación. La herramienta no conoce al grupo ni puede responder por las consecuencias; la actividad debe permitir que la persona conserve y ejerza la dirección del trabajo.

La forma de entender la relación entre las personas y la IA influye en cómo se enseña, cómo se evalúa y qué se considera un trabajo legítimo. El debate público suele recurrir a dos imágenes insuficientes. Una presenta la IA como una herramienta neutra, parecida a una calculadora sofisticada que sigue la voluntad de quien la usa sin alterarla. La otra la presenta como una amenaza que reemplaza el trabajo y la capacidad humana de decidir. La crítica especializada ha cuestionado esta segunda lectura porque descansa más en la publicidad que exagera las capacidades de los sistemas que en lo que realmente hacen (Selwyn, 2024). Ambas imágenes simplifican de antemano la relación, en la primera una parte manda y la otra obedece y en la segunda se sustituye a la contraparte humana.

El término **agenciamiento persona-IA** permite nombrar la configuración completa en la que ocurre esa interacción. No significa «trabajo en equipo» ni supone que la persona y el sistema sean equivalentes. Incluye a la persona, la herramienta, la actividad, las fuentes, los criterios y las condiciones institucionales. Cada elemento influye en lo que puede suceder, pero no todos comprenden, deciden o responden de la misma manera. La responsabilidad no se reparte por partes iguales. La persona responde por lo que presenta, y el profesorado y la institución responden por las condiciones y decisiones que les corresponden.

El concepto procede del *agencement* desarrollado por Deleuze y Guattari para pensar configuraciones formadas por elementos heterogéneos (Deleuze y Guattari, 2020). Latour permite examinar las asociaciones entre participantes humanos y no humanos (Latour, 2005), y Hayles utiliza la expresión **ensamblaje cognitivo** para estudiar relaciones entre personas y sistemas técnicos (Hayles, 2017). Estas obras no demuestran que una actividad con IA produzca aprendizaje. Ofrecen el marco conceptual que permite observar la relación completa. Fawns acerca esa mirada al campo educativo al mostrar que tecnologías, métodos, propósitos, valores y contextos se configuran mutuamente (Fawns, 2022).

La misma tradición filosófica ayuda a precisar qué clase de cosa es un modelo generativo. En el vocabulario de Deleuze, lo **virtual** no equivale a lo digital ni a lo meramente posible. Nombra un campo de potencialidades que es real aunque no esté actualizado, y que solo se concreta mediante procesos de actualización que producen algo singular. La estética filosófica reciente retoma esa genealogía, que va de Bergson a Deleuze y Lévy, para describir el espacio interno de los modelos generativos como un reservorio de virtualidades que cada petición actualiza en un resultado particular (Pinotti, 2026). Otros trabajos describen el mismo proceso con la teoría de la individuación de Simondon (Batista, 2026). Desde esta lectura, el documento amplía la

pregunta por el acceso a la tecnología hacia las decisiones que dan forma a cada resultado. Interesa quién formula, selecciona, comprueba y responde por lo que se concreta. La interpretación filosófica permite examinar esas mediaciones; conservar la dirección humana es la exigencia pedagógica que estas orientaciones asumen, y su ejercicio necesita observarse en la actividad.

La investigación educativa reciente converge con esta lectura desde ángulos distintos. Los estudios sobre conocimiento profesional describen un saber que ya no se entiende como dominio puramente individual, porque se produce en el trabajo con el sistema (Lim y Nicolaides, 2024). La investigación sobre autorregulación observa que planear, monitorear y corregir el propio aprendizaje puede volverse una tarea compartida entre la persona y la herramienta, lo que exige enseñar a conservar esa regulación en lugar de cederla (Järvelä et al., 2023). Los estudios sobre alfabetización digital muestran que trabajar con IA pide algo más que destrezas técnicas, pues involucra juicios sobre qué delegar y qué conservar (Jiang et al., 2024), y los enfoques críticos de la lectoescritura señalan que escribir con estos sistemas ya entrelaza procesos humanos y algorítmicos que conviene hacer visibles en lugar de ignorar (Burriss y Leander, 2024). Ninguno de estos trabajos celebra la relación por sí misma. Coinciden en que existe y en que necesita dirección humana.

Dentro de ese agenciamiento puede ocurrir una **cocreación persona-IA**. Hay cocreación cuando la respuesta del sistema entra en un ciclo de trabajo intelectual en el que la persona la interroga, la contrasta, decide qué hacer con ella y transforma su propio trabajo. La herramienta puede proponer preguntas, formulaciones, objeciones o alternativas, mientras la persona orienta el proceso, comprueba y decide. La IA no es coautora en el mismo sentido que una persona ni comparte responsabilidad moral. Sin embargo, puede influir en el recorrido y en el resultado, por lo que conviene reconocer su aporte sin confundirlo con una decisión humana (Bearman, Ryan, et al., 2023; Bozkurt, 2024; Meshi, 2024).

El trabajo conjunto puede ayudar a pensar. Una respuesta inesperada puede obligar a revisar una idea; una objeción puede revelar una debilidad; una comparación puede abrir una posibilidad que antes no se había considerado. Cuando la interacción permite comprender, relacionar o revisar algo que la persona puede explicar después, se produce una **ganancia cognitiva**. Esto requiere que la persona tenga una intención, contraste lo recibido con fuentes o conocimiento disciplinar, decida qué conservar y pueda explicar por qué cambió su trabajo (Hwang y Lee, 2025; Nasr et al., 2025; Samuel, 2026). La rapidez de la respuesta no demuestra este efecto. La señal importante es la revisión razonada.

La misma herramienta también puede reemplazar el pensamiento. Ocurre, por ejemplo, cuando una estudiante entrega una explicación que no puede sostener, acepta referencias que no comprobó o reorganiza su manera de escribir para producir solamente aquello que el sistema procesa con facilidad. En esos casos puede obtener un producto convincente y, al mismo tiempo, perder comprensión y variedad en su trabajo. La **descarga cognitiva** consiste en delegar operaciones a un apoyo externo. Puede ser estratégica cuando libera atención para un trabajo más exigente. Se vuelve perjudicial para el aprendizaje cuando la herramienta realiza precisamente la comparación, el juicio o la explicación que la persona necesitaba practicar. El riesgo y sus posibles respuestas se desarrollan en la sección sobre riesgos (§7.1) (Karimova et al., 2024; Lodge y Loble, 2026; Selwyn, 2024).

Hay ganancia cognitiva cuando la persona puede explicar después qué comprendió o revisó. La descarga cognitiva consiste en delegar operaciones a un apoyo externo; su efecto depende de si libera recursos para aprender o sustituye la práctica necesaria (anexo C).

ESTO NO ES COCREACIÓN

Una estudiante entrega una explicación que no puede sostener, acepta referencias que no comprobó o reorganiza su manera de escribir para producir solo aquello que el sistema procesa con facilidad. Obtiene un producto convincente y, al mismo tiempo, pierde comprensión y variedad en su trabajo. Hubo interacción con la IA, pero no formulación, contraste ni decisión propias.

La investigación ha puesto nombre a las formas extremas de esa pérdida, y conocerlos ayuda a reconocerlas antes de que se instalen. Se habla de *subyugación algorítmica* cuando la persona deja de dirigir el proceso y se limita a recibir y validar lo que el sistema produce (Karimova et al., 2024). Se habla de *alienación epistémica* cuando alguien firma como propio un resultado sobre el que ya perdió el control interpretativo, es decir, cuando ya no puede explicar por qué su trabajo dice lo que dice (Lin, 2025). Entre la cocreación dirigida y estas formas de desplazamiento existe un abanico de relaciones intermedias que la investigación ha comenzado a tipificar, desde la colaboración en la que ambos aportan hasta la cesión gradual de la autoridad al sistema (Yang y Ma, 2025). Los nombres no cambian el fenómeno, pero permiten conversar sobre él con precisión y advertir que el paso de un extremo al otro rara vez se decide de manera consciente.

Las fuentes cumplen funciones diferentes. Deleuze y Guattari, Latour y Hayles sostienen el marco conceptual; Fawns ayuda a trasladarlo a la pedagogía; Meshi y Bozkurt permiten precisar la relación entre cocreación, autoría y responsabilidad; Nasr, Hwang y otras investigaciones educativas estudian interacciones concretas. Ninguna referencia aislada convierte la cocreación en un método universal ni garantiza por sí misma una ganancia para el aprendizaje.

La capacidad de conservar el propósito, comprobar y decidir se denomina **dirección epistémica**. Atraviesa las tres literacidades, desde la primera decisión de uso hasta la elaboración de un trabajo, y exige condiciones de formación y acompañamiento que la hagan posible. El nombre técnico resume una relación que puede observarse mediante cuatro preguntas cotidianas:

1. **¿La persona sabe qué intenta comprender o producir?** La herramienta no fija por sí sola el propósito.
2. **¿Comprueba lo que recibe?** Una respuesta de IA se contrasta con fuentes, evidencia o conocimiento del contexto.
3. **¿Toma las decisiones importantes?** Puede aceptar, transformar o descartar una propuesta y explicar la razón.
4. **¿Puede responder por el resultado?** Comprende lo que presenta, reconoce qué aportó la IA al trabajo y puede defender sus elecciones.

No todas las tareas necesitan el mismo grado de interacción. A veces la IA sustituye una operación rutinaria; otras veces complementa el trabajo; en ciertos casos permite explorar posibilidades nuevas; y también puede decidirse que no intervenga. La elección depende de lo que se busca aprender, del momento de la actividad y de los riesgos (OECD, 2026). Lo importante no es maximizar el uso, sino conservar el propósito, la comprobación y las decisiones humanas.

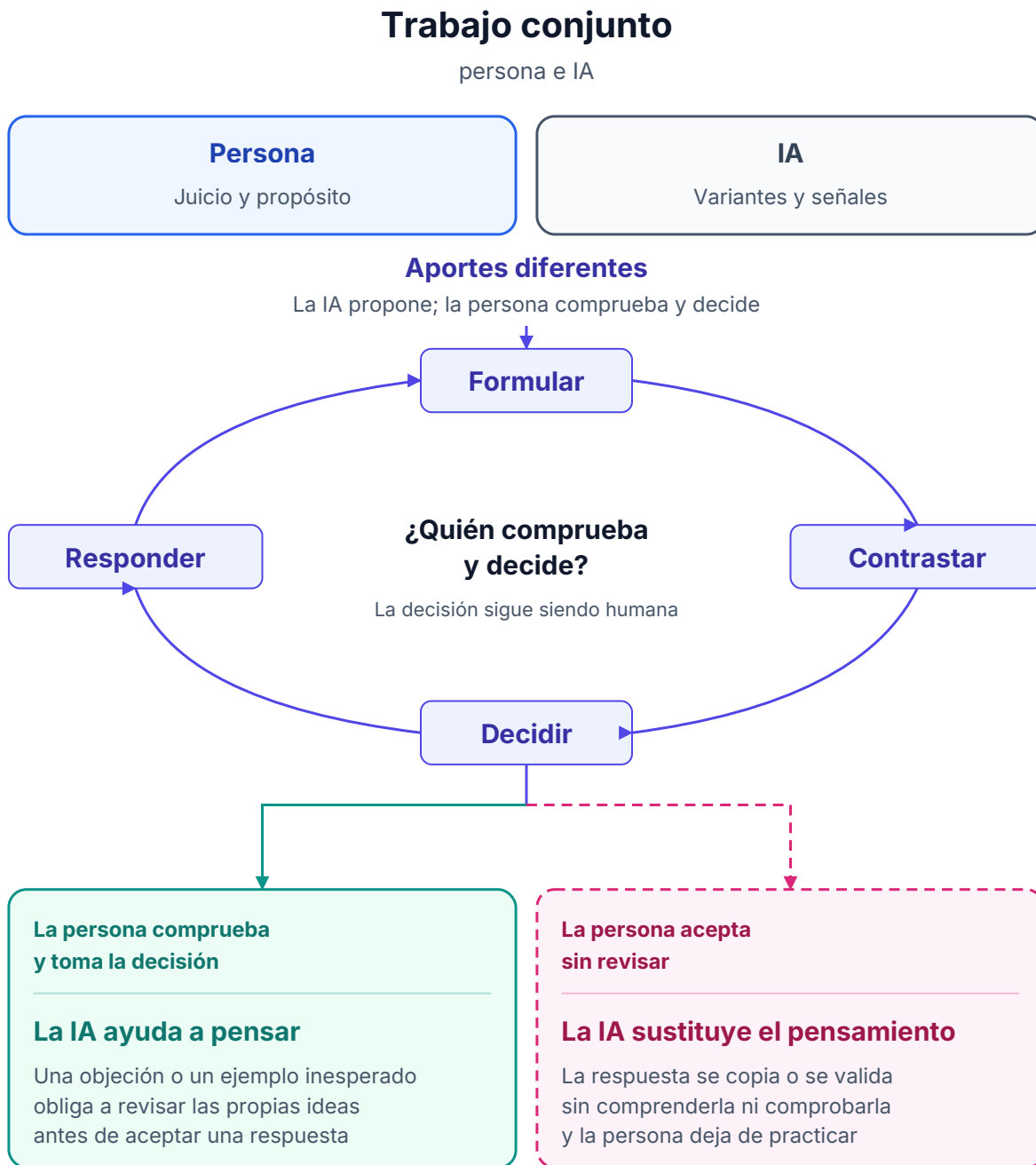


Figura 6 · Dos maneras de trabajar con una respuesta de IA. En ambas situaciones la herramienta ofrece una propuesta. En una, la persona pregunta con intención, comprueba, decide y puede explicar el resultado; la respuesta le ayuda a pensar. En la otra, acepta lo recibido sin comprenderlo ni revisarlo; la herramienta termina realizando el trabajo que necesitaba hacer la persona.

Esta distinción tiene tres consecuencias para el resto del documento. Primero, conviene explicar qué aportó la IA y qué decisiones tomó la persona, porque así la autoría se vuelve comprensible en vez de desaparecer. Segundo, evaluar únicamente el producto final puede dejar fuera el trabajo de formular, contrastar y revisar; por eso la evaluación puede observar también el recorrido. Tercero, aprender a trabajar con IA no consiste solo en escribir instrucciones, sino que incluye comprobar respuestas, poner límites y hacerse cargo del resultado.

El objetivo es desplazar la conversación desde «¿usó o no usó IA?» hacia preguntas más útiles, como «¿qué necesitaba aprender?», «¿qué trabajo realizó?» y «¿qué decisiones puede explicar?». Las tres literacidades que se desarrollan a continuación organizan las capacidades necesarias para responder esas preguntas.

3.2 Literacidad operativa. Comprender y orientar el uso

La **literacidad operativa** permite relacionar una necesidad concreta con una función de IA generativa, comprender sus posibilidades y límites y conducir su uso. Pedir comentarios sobre un borrador para revisar su claridad es un ejemplo. Incluye elegir una función pertinente, proporcionar el contexto necesario, formular una petición, ajustar la interacción y recuperar el trabajo. La soltura con una interfaz es insuficiente si la persona no puede explicar qué encargó al sistema y qué esperaba obtener.

Por ejemplo, una estudiante que prepara una comparación entre dos textos puede pedir una objeción a su interpretación inicial. Para delimitar esa petición a la IA necesita indicar cuál es su interpretación, qué materiales se examinan y qué clase de objeción serviría para ponerla a prueba. También necesita distinguir entre generar una respuesta y localizar una fuente. Que una herramienta produzca una referencia plausible no demuestra que haya consultado ese documento. Estas decisiones se practican con ejemplos de la disciplina y retroalimentación sobre sus resultados.

Comprender el funcionamiento básico permite reconocer límites. La información disponible para el sistema, las funciones habilitadas y el contexto de la petición condicionan lo que devuelve. Reformular puede mejorar una respuesta, pero no garantiza su exactitud. Por eso desde el primer uso hacen falta comprobaciones y cuidado con los datos compartidos. La operación comienza a articularse con la literacidad crítica cuando la persona examina qué puede encargar al sistema y qué necesita verificar en otras fuentes.

La práctica también incluye guardar versiones, exportar resultados y saber qué hacer ante una interrupción o una respuesta inadecuada. Estas acciones permiten conservar el control del trabajo y continuar con otras herramientas, materiales o acompañamiento humano. El repertorio de peticiones y revisiones (§4.4) concreta la formación operativa; los criterios de privacidad y elección tecnológica (§6.3 y §8) ayudan a delimitarla.

3.3 Literacidad crítica. Examinar respuestas, sistemas y consecuencias

La **literacidad crítica** permite juzgar tanto una respuesta como las condiciones en que se produce y utiliza. Ante una afirmación, la persona busca evidencia, comprueba las fuentes, reconoce incertidumbres y considera perspectivas omitidas. Ante el sistema, pregunta qué datos y conocimientos representa, qué intereses orientan su funcionamiento, quién puede acceder a él y qué consecuencias tiene para otras personas. Las propuestas de alfabetización crítica ayudan a ampliar la formación más allá de la detección de errores (Pérez-Paredes et al., 2025; Vallès-Peris y and Pareto, 2025; Veldhuis et al., 2025).

En la comparación de dos textos, la estudiante necesita volver a las fuentes para comprobar si la objeción de la IA interpreta bien los argumentos. Esa **lectura lateral** supone salir de la respuesta y examinar otras fuentes o evidencias independientes. Pedir al mismo sistema que confirme su propia afirmación puede prolongar el intercambio, pero no proporciona por sí solo una verificación. También conviene preguntar si la objeción presupone una perspectiva cultural, lingüística o disciplinar que deja fuera algo relevante.

El pensamiento crítico que esta literacidad busca tiene dos niveles que suelen confundirse. Uno es el de las **disposiciones**, como la curiosidad, la humildad intelectual, la apertura a perspectivas distintas, la disposición a revisar una creencia y el reconocimiento de los límites propios. Otro es el de los **procedimientos**, es decir, los estándares intelectuales con los que se examina cualquier afirmación, entre ellos claridad, exactitud, precisión, relevancia, profundidad, amplitud y lógica (Margery Bertoglia, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 34-41). Enseñar una lista de verificación sin formar disposiciones produce una práctica mecánica; promover una actitud crítica sin procedimientos concretos queda en exhortación. Ante una respuesta de IA, los estándares se convierten en preguntas que cualquier persona puede hacerse.

SIETE PREGUNTAS ANTE UNA RESPUESTA DE IA

1. ¿Qué significa exactamente esta afirmación?
2. ¿Qué evidencia la respalda?
3. ¿Puede verificarse de manera independiente?
4. ¿Es relevante para la pregunta planteada?
5. ¿Qué complejidad o condición está omitiendo?
6. ¿Desde qué otra perspectiva podría examinarse?
7. ¿La conclusión se desprende realmente de la evidencia?

La mirada crítica alcanza las relaciones sociales y materiales de la tecnología. Cada herramienta privilegia ciertas formas de información, vuelve menos visible parte del trabajo y puede crear nuevas dependencias. Una comunidad necesita preguntar qué conocimientos aparecen representados, cuáles quedan fuera y qué prácticas podrían cambiar para adaptarse a la tecnología (Bradley et al., 2024; McInnes, 2026; Rousell y Sinclair, 2024). La privacidad, la desigualdad de acceso, los costos ambientales y la capacidad de cambiar de servicio forman parte de ese examen, desarrollado en los cuidados, riesgos y decisiones tecnológicas (§6 a §8).

El juicio crítico se reconoce cuando una comprobación cambia o sostiene una decisión con razones. Señalar de modo general que la IA puede equivocarse no basta para mostrar qué se examinó. Aprender esta literacidad requiere practicar tanto la disposición a revisar una creencia como los procedimientos que permiten hacerlo.

3.4 Literacidad de cocreación. Elaborar y transformar con criterio propio

La **literacidad de cocreación** es la capacidad de conducir un proceso en el que las aportaciones de la IA ayudan a explorar alternativas y a elaborar o revisar un trabajo que la persona comprende y puede sostener. Articula las capacidades operativas y críticas para desarrollar ideas, explicaciones, diseños o soluciones. Su valor educativo se reconoce en la elaboración intelectual que permite observar, según la concepción de cocreación y ganancia cognitiva expuesta antes (§3.1).

En el ejemplo de los dos textos, la estudiante parte de una interpretación propia, solicita una objeción, comprueba si se sostiene en las fuentes y decide qué hacer con ella. Puede descubrir una relación que no había considerado, precisar su argumento o formular una pregunta nueva.

También puede rechazar una objeción débil y conservar su interpretación con mejores razones. En cada caso puede reconstruir qué aportó el intercambio, qué decisiones mantuvo y qué sigue sin resolverse.

La transformación no se mide por cuántas palabras cambió la persona ni por cuánto contenido produjo el sistema. Una sugerencia puede aceptarse sin modificaciones cuando fue examinada y se justifica por su pertinencia. Cambiarla solo para mostrar intervención humana no demuestra comprensión. Lo que importa es cómo la persona generó posibilidades, las juzgó y las integró o descartó en función del propósito del trabajo.

Reconocer qué aportó la IA generativa a la elaboración del trabajo forma parte de este proceso, pero una declaración de uso por sí sola no demuestra cocreación. La autoría y la responsabilidad necesitan sostenerse en decisiones comprensibles y en un trabajo que la persona pueda explicar. Por eso la evaluación combina el producto, una muestra pertinente del recorrido y, cuando haga falta, una conversación o una aplicación a otra situación (§5). Tampoco todo uso necesita convertirse en cocreación. Una operación acotada puede bastar para una tarea, y prescindir de IA puede ser la decisión más adecuada para otra.

3.5 Cómo se desarrollan juntas

En un trayecto formativo, las tres literacidades pueden organizarse como una **progresión acumulativa**. Comprender cómo se usa un sistema ofrece recursos para examinarlo, y esas capacidades sostienen una cocreación más deliberada. La práctica vuelve sobre lo aprendido con tareas de mayor complejidad. Esta propuesta de organización no establece una secuencia universal en la que el juicio crítico o el cuidado deban esperar hasta que se domine la operación. Desde el primer ejercicio se aprende a delimitar una petición, comprobar una respuesta y explicar una decisión.

La taxonomía revisada de Bloom ayuda a precisar qué operación cognitiva se busca en cada objetivo (Anderson et al., 2001). Puede ser útil asociar la formación operativa con recordar, comprender y aplicar; la crítica, con analizar y evaluar; y la de cocreación, con crear. Son énfasis de diseño que necesitan leerse con flexibilidad. Una tarea operativa puede exigir análisis, y elaborar algo nuevo exige comprender y evaluar. La etiqueta «crear» tampoco garantiza que se conserve el juicio humano. Lo decisivo es qué necesita hacer, explicar y demostrar la persona en la actividad.

Tres literacidades para trabajar con IA

Progresión acumulativa para desarrollar las tres capacidades.



Figura 7 · Tres literacidades para trabajar con IA. Como propuesta de formación, la progresión acumula recursos para comprender y orientar el uso, examinar respuestas y sistemas y elaborar un trabajo con criterio propio. La asociación con Bloom indica énfasis posibles de los objetivos, sin asignar una operación exclusiva a cada literacidad. Las tres se ejercitan desde el inicio y vuelven a combinarse según la tarea.

El mapa de oportunidades de formación del Digital Education Council ordena la formación como un **doble imperativo** que resulta útil recordar. Por un lado propone desarrollar habilidades aplicadas de IA, como diseñar flujos de trabajo asistidos, formular instrucciones, evaluar y adaptar lo que el sistema devuelve y practicar un uso ético. Por otro lado pide cultivar capacidades humanas que la herramienta no reemplaza, entre ellas la experiencia disciplinar, el

pensamiento sistémico y el planteamiento de problemas (Digital Education Council, 2025a). Dentro de ese segundo grupo destaca una capacidad que este documento retoma en varios lugares, la **metacognición y disciplina cognitiva**, que consiste en reconocer cuándo la IA apoya el propio pensamiento y cuándo lo está reemplazando. Saber usar la herramienta no basta; también hay que saber cuándo no usarla. Esa vigilancia sobre el propio pensar es el contrapeso formativo de la descarga cognitiva que analiza la sección de riesgos (§7.1).

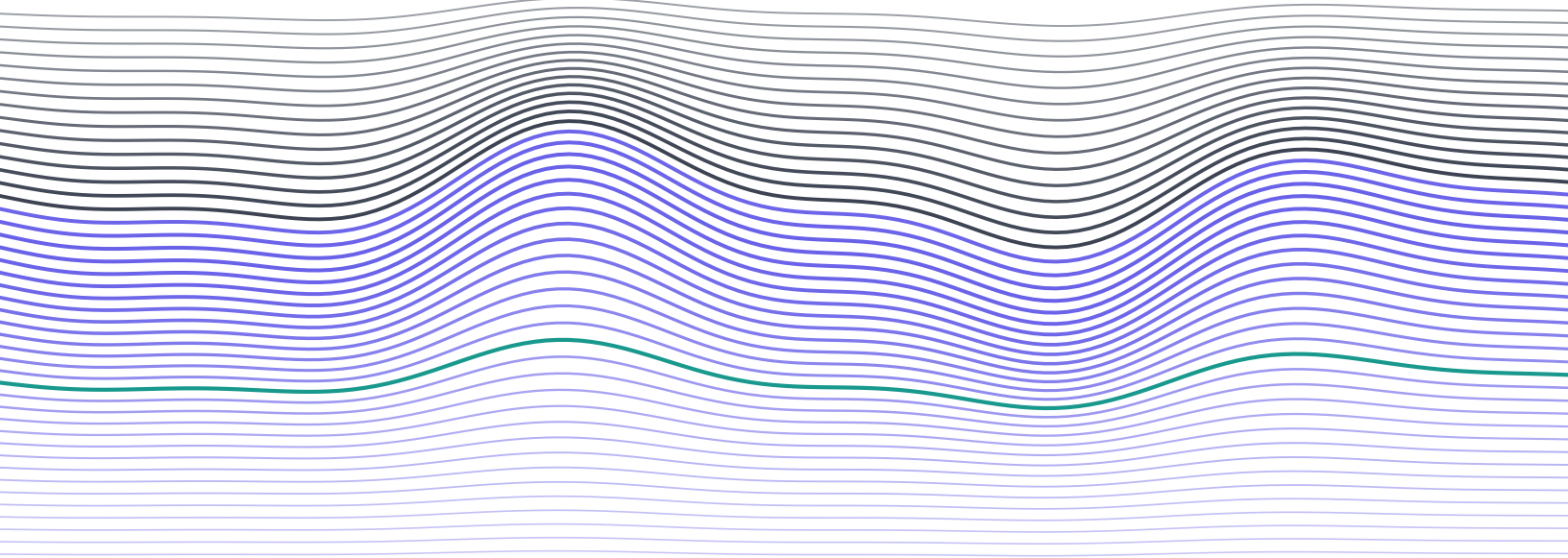
Las revisiones críticas advierten contra reducir la formación a una capacitación instrumental que enseñe funciones sin juicio (Daher, 2025; Dilek et al., 2025). La progresión necesita mantener juntas la comprensión de la herramienta, el examen de sus condiciones y el trabajo intelectual propio.

El caso de la comparación de dos textos permite ver esa articulación. La estudiante delimita el apoyo al pedir una objeción, comprueba en las fuentes qué valor tiene y elabora una interpretación que puede explicar. Las tres literacidades intervienen en un mismo recorrido, aunque una actividad de iniciación ofrezca más acompañamiento docente para practicar alguna de esas capacidades. Su desarrollo se reconoce en decisiones cada vez mejor fundamentadas y en la capacidad de trasladarlas a otra tarea.

UN MARCO COMÚN PARA LAS DECISIONES DEL DOCUMENTO

Las tres literacidades precisan **qué capacidades formar**. La dirección epistémica permite observar **cómo se conserva el rumbo del trabajo**. Bloom ayuda a formular los objetivos; ICAP, a examinar la participación cognitiva; y el diseño híbrido, a conectar momentos y espacios. Los criterios éticos e institucionales precisan las condiciones de acceso, cuidado y acompañamiento que hacen posible esa formación.

La formación docente y su diagnóstico (§6.7) retoman este marco para organizar prácticas acompañadas. Las actividades y la evaluación (§4 y §5) muestran cómo convertirlo en decisiones observables, con evidencias proporcionales al aprendizaje esperado.



4

Diseñar actividades que desarrollen las tres literacidades

Se empieza por lo que la persona necesita aprender, se identifica qué parte del trabajo debe hacer por sí misma y solo después se decide si la IA puede apoyar alguna etapa, o no intervenir.

Decidir si una herramienta puede intervenir no se resuelve con una lista universal de permisos y prohibiciones. Una misma respuesta de IA puede resultar útil en una actividad y sustituir el aprendizaje en otra. Esta sección propone comenzar por aquello que la persona necesita aprender, identificar qué parte del trabajo necesita realizar por sí misma y decidir después si la IA puede apoyar alguna etapa. También contempla la posibilidad de no usarla.

Las tres literacidades ofrecen un criterio para elegir y relacionar las actividades. Al planearlas conviene precisar qué aprenderá el grupo para orientar el uso, qué tendrá que examinar y qué elaboración propia realizará a partir del intercambio. Una misma tarea puede ejercitar las tres con distintos énfasis. El diseño inverso, Bloom e ICAP ayudan a concretar objetivos, evidencias y formas de participación; no sustituyen ese marco común.

4.1 Introducir la ayuda de la IA después de practicar lo que importa

La primera decisión pedagógica no es *cómo* usar la IA, sino *cuándo*. Algunas capacidades solo se forman cuando una persona practica una operación, se equivoca, prueba otra manera y comprende por qué funciona. La investigación educativa llama *esfuerzo productivo* (*productive struggle*) a esa dificultad que forma la capacidad, para distinguirla de la dificultad que solo frustra sin enseñar. Si un sistema resuelve esa dificultad desde el inicio, puede aparecer una respuesta correcta sin que la persona haya aprendido a producirla. La evidencia experimental muestra que sustituir la búsqueda y la elaboración propias por una respuesta generativa puede reducir la profundidad del aprendizaje (Gerlich, 2025; Lodge y Loble, 2026; Melumad y Yun, 2025).

Una forma de evitarlo es ordenar la actividad por momentos. Primero se identifica qué necesita practicar el grupo por medios propios. Después se introduce la IA generativa cuando sus respuestas pueden ampliar, revisar o aplicar lo ya aprendido. Por ejemplo, quien está aprendiendo a construir un argumento necesita intentar una tesis y sostenerla antes de pedir a la IA que formule objeciones. En cambio, cuando ya domina esa operación, las objeciones del sistema pueden ayudarle a someter el argumento a una prueba más exigente. Los asistentes que ofrecen pistas en lugar de soluciones muestran por qué importa este orden, ya que apoyan la práctica sin retirar la dificultad que forma la capacidad (véase §2.2) (R. Wu y Yu, 2023).

REGLA DE DECISIÓN · CUÁNDO INTRODUCIR LA IA

Si el grupo todavía necesita practicar una operación por medios propios, **entonces** las pistas o respuestas de IA se introducen después, para ampliar, revisar o aplicar lo ya aprendido, **porque** un sistema que resuelve la dificultad desde el inicio puede producir una respuesta correcta sin que la persona haya aprendido a producirla.

4.2 Partir de lo que se busca aprender

Antes de decidir si la IA puede intervenir conviene ordenar tres preguntas. Primero: **¿qué necesita aprender la persona?** Después: **¿qué acción o explicación permitiría reconocer ese aprendizaje?** Solo entonces: **¿qué actividad y qué apoyos pueden ayudarle a lograrlo?** En diseño educativo, esta manera de comenzar por el aprendizaje esperado se conoce como *diseño inverso* (Wiggins y McTighe, 2005). El nombre es menos importante que el orden de las preguntas.

El diseño empieza por el aprendizaje, no por la herramienta

Tres preguntas que conviene responder en este orden antes de decidir si la IA interviene.

Se decide en este orden

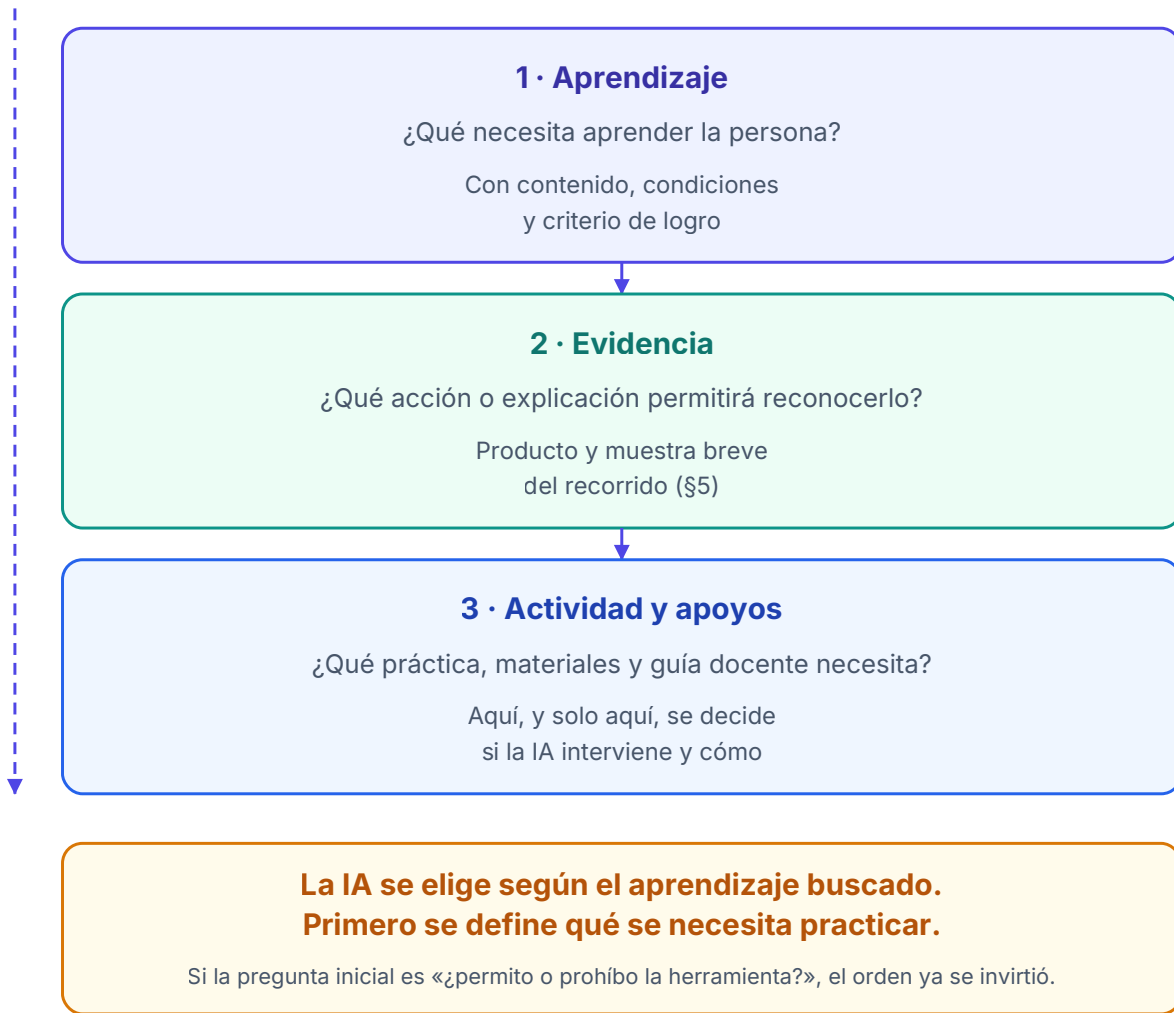


Figura 8 · El diseño empieza por el aprendizaje, no por la herramienta. Las tres preguntas se responden en orden: qué necesita aprender la persona, qué evidencia permitirá reconocerlo y qué actividad y apoyos lo harán posible. La posible intervención de la IA, por ejemplo para formular preguntas sobre un borrador, se decide en el último paso; si la conversación comienza por permitir o prohibir la herramienta, el orden ya se invirtió.

Un ejemplo permite verlo con claridad. Si una actividad busca que el grupo aprenda a comparar dos fuentes, el producto podría ser un ensayo. Sin embargo, el ensayo terminado no muestra necesariamente quién realizó la comparación. Por eso la instrucción puede pedir también que la persona señale una diferencia entre las fuentes y explique por qué decidió utilizar cada una. Esa explicación breve ayuda a reconocer el aprendizaje que importa.

Esta primera pregunta suele quedar demasiado abierta. Expresiones como «comprender el problema», «conocer el tema» o «aprender a usar IA» no indican qué hará la persona ni qué permitiría reconocer su avance. La taxonomía revisada de Bloom ofrece un lenguaje para precisar la operación cognitiva. Una persona puede **recordar** un dato, **comprenderlo** al explicarlo, **aplicarlo** en una situación, **analizar** sus partes y relaciones, **evaluarlo** mediante criterios o **crear** una respuesta nueva a partir de lo aprendido (Anderson et al., 2001). Estas categorías no describen seis tipos de estudiante ni obligan a recorrer una secuencia fija. Ayudan a decidir qué clase de pensamiento se busca en una actividad concreta.

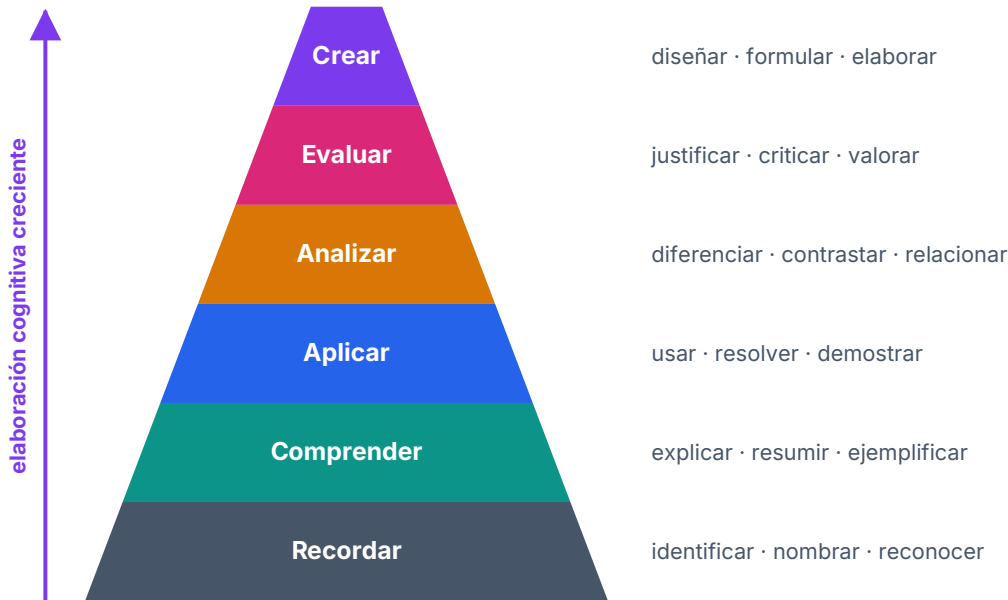
Los verbos asociados con cada categoría sirven como punto de partida, pero no bastan para construir un objetivo. «Analizar dos fuentes» puede significar marcar diferencias ya señaladas o puede exigir definir criterios, contrastar afirmaciones y justificar una conclusión. La segunda tarea demanda más elaboración aunque ambas utilicen el mismo verbo. Por eso un objetivo necesita decir quién realizará la acción, sobre qué contenido, bajo qué condiciones y qué mostrará que el desempeño es suficiente. Por ejemplo, en una actividad sobre inundaciones urbanas, la persona docente entrega dos explicaciones generadas por IA para la pregunta «¿Por qué se inunda una ciudad?» y un capítulo del curso que permite revisar las causas mencionadas. El propósito es que cada estudiante aprenda a valorar lo que afirma la IA mediante una lectura que pueda citar y explicar.

El objetivo puede formularse así: «Al terminar la actividad, cada estudiante entregará una comparación escrita de las dos explicaciones de IA. Seleccionará una afirmación de cada respuesta, citará un pasaje pertinente del capítulo y explicará si la respalda, la cuestiona o no permite decidir. Cerrará indicando qué conservaría o corregiría en las respuestas y por qué».

La comparación permite revisar una acción concreta: relacionar lo que dice la IA con lo que permite sostener la lectura. Para considerar suficiente el trabajo en esta actividad, cada decisión debe apoyarse en un pasaje pertinente y explicar la relación entre ambos; citar sin explicar no basta. Si el capítulo no resuelve una afirmación, el estudiante señala qué información le falta, sin darla por falsa por esa sola ausencia. Así, la actividad y su revisión permiten observar el razonamiento anunciado en el objetivo.

De los verbos a un objetivo que puede observarse

La versión revisada distingue seis procesos; los verbos orientan, pero no deciden por sí solos.



La pirámide es un mapa, no una secuencia que deba recorrerse siempre en orden.

Un objetivo completo responde cinco preguntas

- 1 · ¿Quién realizará la acción?
- 2 · ¿Qué hará de forma observable?
- 3 · ¿Sobre qué contenido u objeto?
- 4 · ¿En qué condiciones?
- 5 · ¿Qué mostrará que es suficiente?

EJEMPLO EN UNA ACTIVIDAD CON IA

Cada estudiante recibe dos explicaciones de IA sobre inundaciones urbanas y un capítulo del curso. Entrega una comparación escrita: selecciona una afirmación de cada respuesta y cita el pasaje del capítulo que la respalda, la cuestiona o no permite decidir. Explica qué conservaría o corregiría en las respuestas y por qué, apoyándose en los pasajes citados.

El verbo no basta

El nivel lo fija lo que la tarea exige y la evidencia que la persona debe producir

Figura 9 · De los verbos a un objetivo que puede observarse. La pirámide presenta los seis procesos de la taxonomía revisada de Bloom y algunos verbos orientativos. El ejemplo propone revisar dos explicaciones de IA sobre inundaciones urbanas con un capítulo del curso. La comparación escrita relaciona una afirmación de cada respuesta con un pasaje y una decisión razonada. La forma piramidal ayuda a ver un aumento general de elaboración; no representa una ruta rígida ni permite clasificar una tarea por una palabra aislada.

Una vez aclarado el aprendizaje, pueden aparecer tres situaciones.

La primera ocurre cuando la IA **evita una práctica necesaria**. Si la herramienta compara las fuentes y redacta la conclusión antes de que la persona lo intente, puede producir un buen texto sin que haya aprendido a comparar. En esa etapa conviene reservar un primer intento sin asistencia o añadir un momento en el que la persona realice y explique la decisión. El límite no se presenta como castigo, sino que se explica que esa práctica necesita hacerse para aprender.

La segunda ocurre cuando la IA **aporta pistas para practicar**. Después de que la persona haya comparado las fuentes, la herramienta podría formular una objeción o señalar una posible omisión. La persona todavía necesita comprobar la respuesta y decidir si modifica su trabajo. En este caso hay que enseñar el uso, es decir, cuándo interviene la IA, qué puede aportar, cómo se comprueba y qué decisión seguirá siendo humana.

La tercera ocurre cuando la IA **no cambia el aprendizaje que se evalúa**. Una herramienta puede ayudar a dar formato a un documento cuando el objetivo es interpretar datos y no aprender ese formato. Entonces el uso puede quedar a elección de la persona. Si la IA modificó aspectos relevantes del trabajo, explicar cómo intervino ayuda a comprender cómo se hizo el trabajo, pero no convierte automáticamente la actividad en una falta ni en un caso sospechoso.

Lo que la persona necesita aprender

¿La IA evita la práctica, aporta pistas para practicar o no cambia el aprendizaje?



Figura 10 · Tres decisiones según lo que se busca aprender. Si la IA evita una práctica necesaria, conviene reservar esa práctica o modificar la actividad. Si la IA aporta pistas para practicar, se enseña cuándo utilizarlas y cómo comprobarlas. Si no cambia el aprendizaje, puede dejarse a elección de la persona.

TRES SITUACIONES, RESULTADO POR RESULTADO

- **Evita una práctica necesaria.** Se reserva un primer intento sin asistencia o se añade un momento en el que la persona realiza y explica la decisión.
- **Aporta pistas para practicar.** Se enseña el uso, es decir, cuándo interviene la IA, qué aporta, cómo se comprueba y qué decisión sigue siendo humana.
- **No cambia el aprendizaje evaluado.** El uso queda a elección de la persona; explicarlo ayuda a comprender el trabajo sin convertirlo en falta.

Estas tres situaciones pueden convertirse en una ficha breve que acompañe el diseño de cualquier actividad. Freyman propone leer cada tarea con una *etiqueta cognitiva*, inspirada en las etiquetas nutricionales, que indique qué parte del proceso realizó la máquina y cuál la persona, y si la descarga que produce la herramienta empobrece el aprendizaje o libera recursos para operaciones de mayor complejidad (Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 29-33). La metáfora simplifica, pero la herramienta que hay detrás es aprovechable. Traducida al orden del diseño inverso, la ficha responde cinco preguntas, a saber, qué debe aprender la persona, qué operación debe realizar necesariamente por sí misma, qué puede hacer la IA sin vaciar ese aprendizaje, qué actividad de mayor nivel hace posible esa delegación y cómo mostrará la persona que comprendió, verificó y decidió. Deja de preguntar en abstracto si se permite una herramienta y pregunta qué intervención de la IA es compatible con el aprendizaje que se quiere comprobar.

Ficha de diseño cognitivo de una actividad con IA

Cinco preguntas que se responden en orden; la delegación se decide después de proteger el aprendizaje.

Se responde en este orden

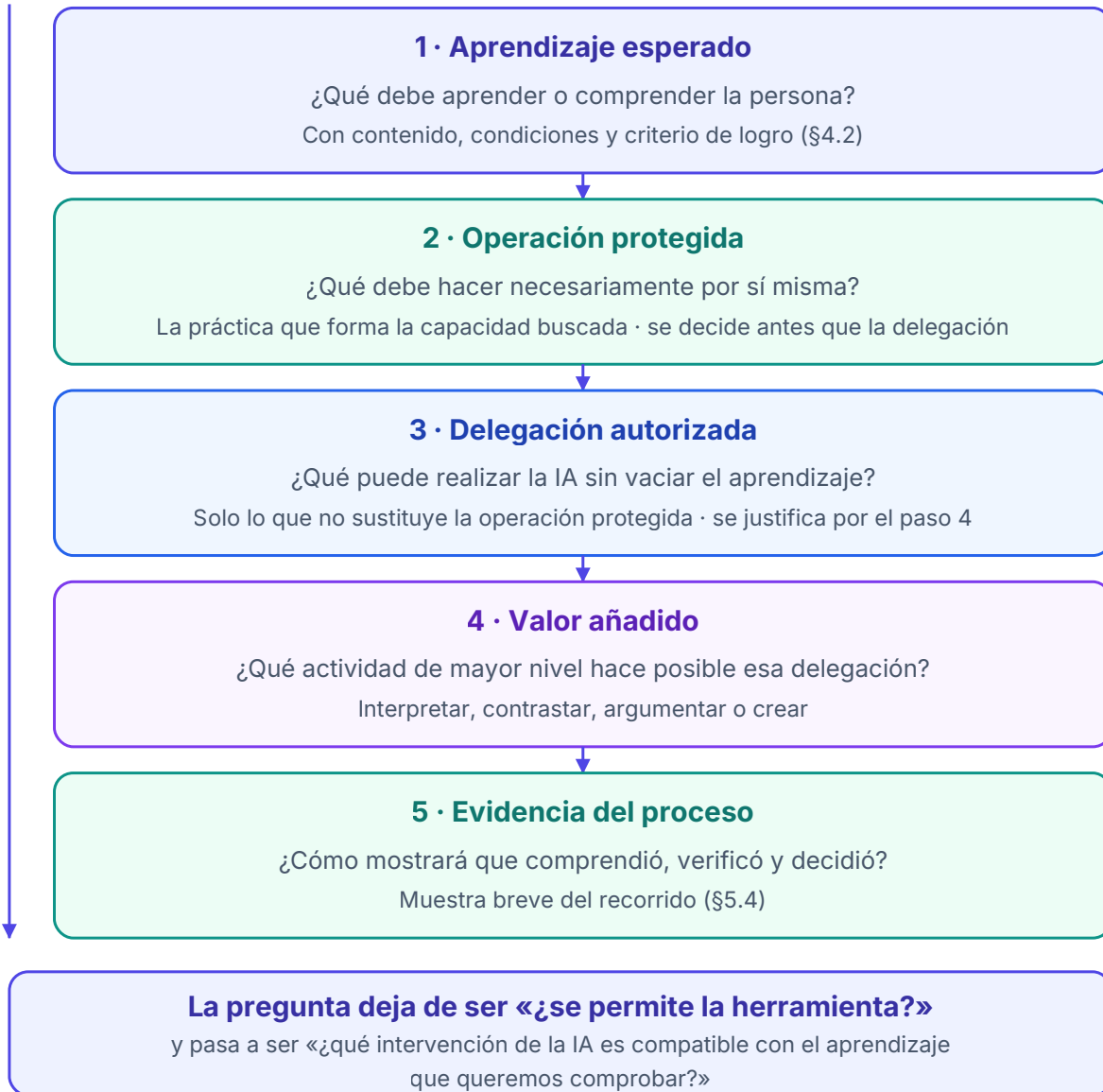


Figura 11 · Ficha de diseño cognitivo de una actividad con IA. Cinco preguntas encadenadas, del aprendizaje esperado a la evidencia del proceso. La operación cognitiva protegida se decide antes que la delegación, y la delegación se justifica por la actividad de mayor nivel que hace posible. Adaptación de la etiqueta cognitiva propuesta por Freyman (*Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 29-33*).

Esta distinción explica por qué una regla universal suele ser insuficiente. Una prohibición general puede proteger una práctica inicial de escritura, pero también impedir que un grupo avanzado utilice IA para comparar objeciones o depurar código. Un permiso general produce el problema contrario, pues deja sin protección las actividades en las que la dificultad forma parte del aprendizaje.

Una prohibición general puede proteger una práctica inicial de escritura, pero también impedir que un grupo avanzado utilice IA para comparar objeciones o depurar código.

Tampoco es contradictorio que una misma herramienta se excluya en un momento y se utilice después. En estadística, el grupo puede resolver primero una prueba de hipótesis por sus propios medios y utilizar más adelante un asistente para revisar un análisis de datos más amplio. La diferencia resulta comprensible cuando se explica qué se aprende en cada etapa y por qué cambia lo que se permite encargar al asistente. La sección §6.5 muestra cómo los acuerdos generales pueden concretarse de manera distinta en cada curso.

Diseñar el caso de los dos textos. El aprendizaje disciplinar esperado es sostener una interpretación mediante una comparación de fuentes. El grupo lee los textos y formula primero su interpretación; después pide una objeción delimitada, la comprueba y explica su decisión. La petición permite practicar la literacidad operativa; el contraste de argumentos y perspectivas, la crítica; y la elaboración de una interpretación revisada, la de cocreación. El profesorado puede ofrecer una objeción preparada o una revisión entre pares para trabajar el mismo aprendizaje disciplinar sin consultar un sistema.

La alternativa sin IA necesita conservar la exigencia del objetivo. Si el objetivo es comparar fuentes, puede demostrarse con cualquiera de esos apoyos. Si además se busca aprender a operar un sistema, una objeción preparada no prueba esa capacidad. En ese caso hace falta prever una práctica accesible específica, por ejemplo con acceso institucional o acompañamiento en aula. Los acuerdos deben distinguir ambos aprendizajes para que la equivalencia sea comprensible.

4.3 Aprendizaje activo y diálogo con la IA

El uso pedagógico más fértil de la IA no es el de un oráculo que entrega respuestas, sino el de una contraparte que aporta preguntas, objeciones o casos para seguir pensando. En un proceso de aprendizaje activo, el estudiante participa, contrasta, produce y reflexiona (Patiño et al., 2023). La IA generativa puede apoyar funciones que antes eran difíciles de sostener a escala, como ofrecer pistas, variar un escenario o comentar un borrador delimitado (Mollick y Mollick, 2022, 2023). Su presencia no vuelve activa una actividad. Lo decisivo es qué necesita hacer la persona con lo recibido.

El marco ICAP ayuda a observar esa diferencia. Chi y Wylie distinguen cuatro modos de implicación cognitiva a partir de conductas visibles (M. T. H. Chi, 2009; M. T. Chi y Wylie, 2014). En el modo **pasivo**, la persona recibe información, por ejemplo cuando lee una respuesta de IA sin trabajar con ella. En el modo **activo**, manipula lo dado al seleccionar, subrayar u ordenar. En el modo **constructivo**, añade algo que no estaba en el material, como cuando formula una explicación propia, establece una relación, produce una pregunta o corrige una respuesta con razones. En el modo **interactivo**, los participantes aportan ideas nuevas por turnos y construyen sobre las aportaciones del otro para elaborar una explicación.

La hipótesis central de ICAP propone que, en actividades comparables y bien diseñadas, la implicación interactiva suele favorecer más aprendizaje que la constructiva, la constructiva más que la activa y la activa más que la pasiva. No es una garantía. Un grupo donde una persona resuelve y las demás copian no trabaja de manera interactiva, aunque esté reunido. Tampoco una pantalla con botones produce automáticamente actividad cognitiva. Una conversación con IA puede provocar un trabajo constructivo cuando la persona contrasta y reformula. El marco admite como interlocutor a un agente computacional que responda de manera pertinente, pero exige aportaciones constructivas de ambas partes y un intercambio que las desarrolle. Conversar con una IA no basta por sí mismo para cumplir estas condiciones (M. T. Chi y Wylie, 2014, pp. 223-224).

Cuatro maneras de implicarse con el conocimiento

El modo depende de lo que hace la persona con el material.



Figura 12 · Cuatro maneras de implicarse con el conocimiento. ICAP distingue recibir, manipular lo dado, generar algo propio y construir mediante un intercambio recíproco. La misma herramienta puede aparecer en modos distintos según la consigna. Para considerar interactivo el trabajo con IA se requieren aportaciones constructivas de ambas partes y turnos que desarrollen lo dicho antes; el hecho de conversar no acredita ese modo.

Esta orientación recupera una tradición pedagógica anterior a la IA, la **educación dialógica**, que entiende el pensamiento como una práctica que se desarrolla en el diálogo y no en la recepción pasiva (Lipman, 2007; Wegerif, 2007). Un buen diseño de actividad con IA es, en el fondo, un buen diseño de diálogo, con instrucciones que explican al estudiante qué objeto analizará, qué pregunta pondrá a prueba, qué deberá contrastar y cómo justificará su decisión. Cuando una respuesta lleva al estudiante a revisar su posición y este puede sostener por qué la acepta o la rechaza, el intercambio puede aportar evidencia del trabajo que la actividad buscaba promover. El aporte de la IA generativa no se mide por la cantidad de texto que produjo, sino por la revisión razonada que hizo posible. Al mismo tiempo, una interacción automatizada no reemplaza las relaciones educativas, la deliberación colectiva ni la presencia humana que sostienen el aprendizaje (Bozkurt et al., 2024).

El diálogo con la IA como aprendizaje activo



Figura 13 · El diálogo con la IA como aprendizaje activo. Una actividad bien diseñada convierte la respuesta del sistema en un punto de partida para contrastar, justificar y revisar. El aprendizaje se favorece cuando el estudiante mantiene el trabajo cognitivo y el diálogo vuelve a empezar con mejor criterio.

4.4 Aprender a pedir, revisar y decidir

Trabajar con IA requiere algo más que aprender a escribir una buena petición. Una instrucción que incluye contexto, propósito y límites puede producir una respuesta más útil (John, 2023; Skrabut, 2023), pero la persona todavía necesita reconocer errores, comprobar afirmaciones y

decidir qué hacer con lo recibido. El propio estudiantado pide aprender a evaluar las respuestas y no solo a redactar *prompts* (DEC, 2026b). Por eso esta capacidad necesita enseñarse mediante práctica y ejemplos; no aparece de manera espontánea por usar la herramienta.

La distinción entre manejar una herramienta y decidir con ella se vuelve visible en las situaciones que la tecnología no resuelve por sí sola. Una persona puede usar con soltura un sistema y, sin embargo, no saber si la información es confiable, no poder reconstruir cómo llegó a una conclusión ni explicar por qué eligió una alternativa, no reconocer los límites de los datos disponibles, no anticipar los efectos de su decisión sobre otras personas ni asumir la responsabilidad por el resultado (Vázquez Parra, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 9-15). Por eso la máxima según la cual la calidad de la respuesta depende de la calidad de la petición es solo parcialmente cierta (Rodríguez Gómez, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 23-28). Una petición excelente no corrige datos de entrenamiento incompletos, sesgos del modelo, ausencia de fuentes, conocimiento desactualizado ni desconocimiento del contexto institucional. La calidad de una interacción depende de la pregunta, del modelo y sus fuentes, del contexto proporcionado, de las verificaciones externas y del juicio aplicado al resultado.

Aun así, la petición inicial merece cuidado, porque una instrucción vaga produce respuestas imposibles de verificar. Una estructura sencilla ayuda a volver explícitas cuatro decisiones antes de pedir, a saber, qué papel tomará la IA, qué hará exactamente, en qué contexto y con qué límites. Su valor no está en obtener mejores respuestas por sí mismo, sino en que la persona sepa qué pidió y pueda comprobar si el sistema lo hizo.

Cuatro decisiones vuelven clara una petición

Rol, tarea, contexto y restricciones: lo que la persona decide antes de pedir.

R

Rol · qué papel tomará la IA

«Actúa como objetora de mi argumento», «simula a una clienta con dudas», «revisa como correctora».

T

Tarea · qué hará exactamente

«Formula una objeción a esta tesis; no reescribas el texto ni propongás otra tesis».

C

Contexto · para quién y en qué situación

Nivel del grupo, propósito de la actividad, qué se ha visto en el curso y qué se busca practicar.

C

Restricciones · límites y formato

Extensión, fuentes admitidas, qué no debe hacer y en qué forma se espera la respuesta.

Una petición clara mejora la respuesta; comprobarla y decidir sigue siendo trabajo de la persona.

La estructura reduce la vaguedad y permite verificar si el sistema hizo lo que se le pidió.

Figura 14 · Cuatro decisiones vuelven clara una petición. Definir el rol, la tarea, el contexto y las restricciones reduce la vaguedad de una instrucción y permite verificar si el sistema hizo lo que se le pidió. Una petición clara mejora la respuesta, pero comprobarla y decidir sigue siendo trabajo de la persona.

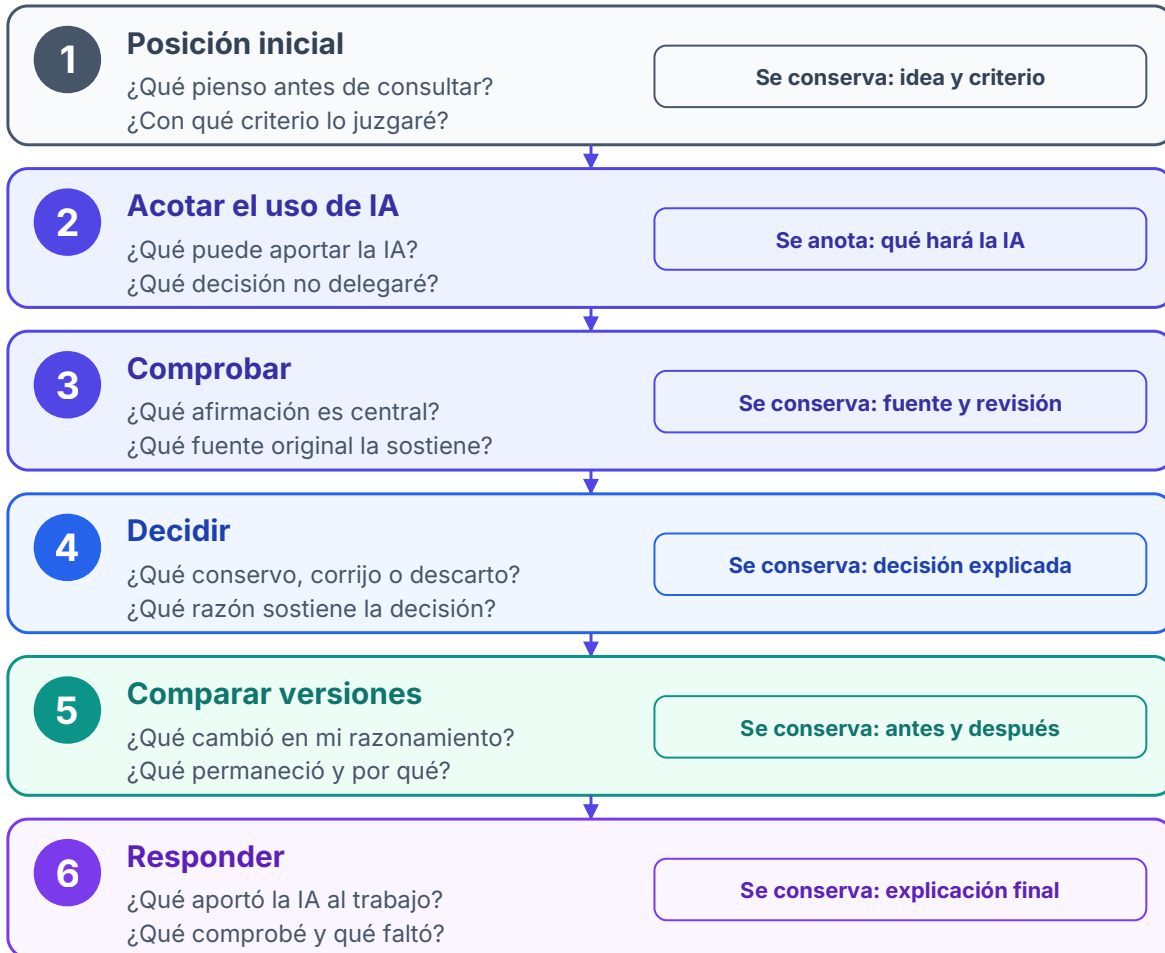
Una rutina adaptable puede hacer visible esa competencia sin convertirla en una receta única:

1. **Expresar una posición inicial.** La persona anota qué piensa o qué criterio utilizará antes de consultar al sistema.
2. **Acotar el uso de IA.** Define qué puede aportar la IA (por ejemplo, preguntas, contraejemplos o revisión) y qué decisión no delegará.

3. **Comprobar.** Elige al menos una afirmación central de la respuesta y la contrasta con una fuente original o con evidencia disciplinar pertinente.
4. **Decidir.** Explica qué conserva, corrige o descarta y por qué.
5. **Comparar.** Pone lado a lado la versión inicial y la revisada para identificar qué cambió en su razonamiento.
6. **Responder por el resultado.** Declara qué aportó la IA a la tarea, la evidencia que sostiene su decisión y la limitación que todavía reconoce.

Seis pasos para comprender una decisión

No busca acumular capturas: permite observar qué pensó, comprobó y decidió la persona



Dos maneras de realizar el mismo aprendizaje



Figura 15 · Seis pasos para conservar las decisiones importantes. La persona comienza con una posición propia, delimita qué aportará la fuente de contraste, comprueba una afirmación, decide qué cambiar, compara sus versiones y explica el resultado. La misma práctica puede realizarse con una respuesta de IA o con otra fuente de contraste.

La extensión del registro debe ser proporcional al propósito y al riesgo. Una práctica breve puede resolverse con seis notas; un proyecto complejo puede requerir versiones, fuentes y una defensa. Lo importante es que el camino permita observar el juicio, no acumular capturas o transcripciones.

PETICIONES QUE SOMETEN A PRUEBA EL PENSAMIENTO

La IA sirve mejor como interlocutora que introduce fricción que como productora del resultado (Freyman, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, p. 31). Algunas peticiones que amplían o contrastan el trabajo propio:

- «Identifica tres supuestos discutibles de mi argumento.»
- «Formula la objeción más sólida contra esta conclusión.»
- «¿Qué actor afectado no está representado en mi análisis?»
- «Propón dos explicaciones alternativas y qué evidencia permitiría distinguirlas.»
- «Señala qué parte de mi conclusión excede la evidencia disponible.»
- «Construye un caso en el que mi solución produciría un efecto indeseado.»

4.5 Usos diferenciados por nivel y disciplina

No existe un uso pedagógico único de la IA. Lo apropiado en un posgrado de investigación puede no serlo en los primeros semestres de una licenciatura, y lo que tiene sentido en una disciplina proyectual puede resultar inútil en una asignatura de fundamentos. Quien comienza todavía no cuenta con suficiente conocimiento disciplinar para reconocer ciertos errores. Quien ya domina los fundamentos puede encargar operaciones rutinarias a una herramienta y concentrarse en decisiones más complejas. Por eso cada programa necesita traducir estas orientaciones a su nivel, su disciplina y sus actividades, considerando también cómo está cambiando el ejercicio profesional de su campo (véanse §2.2, §2.3 y §7.1; para el posgrado, §5.7).

Un ejemplo permite ver cómo cambian las respuestas. Pensemos en una asignatura de farmacología dentro de un programa de ciencias de la salud. Si el estudiantado consulta a una IA sobre las interacciones de un medicamento, la respuesta llegará redactada con la misma fluidez que un ensayo bien escrito; la diferencia está en lo que significa comprobarla. Una interacción omitida o una dosis plausible pero equivocada no es un matiz interpretable, sino un error con consecuencias clínicas, y detectarlo exige contrastar la respuesta con las fuentes que la propia disciplina considera autorizadas, como las guías clínicas o los formularios oficiales. Esa comprobación no es un paso previo al aprendizaje; es justamente la capacidad que la asignatura in-

tenta formar. Por eso, en los primeros cursos, delegar en la IA la consulta de interacciones variaría la actividad aunque el producto final fuera correcto. Lo que sí puede delegarse es otra cosa, por ejemplo generar casos de práctica o variantes de un escenario que el profesorado revisa antes de usarlos, mientras la búsqueda, el contraste y la decisión permanecen en la persona. En una práctica avanzada, en cambio, cuando esa capacidad ya se formó y se demostró, la consulta a la IA puede funcionar como una segunda revisión que la persona sabe juzgar, porque la pregunta dejó de ser si la respuesta es correcta y pasó a ser si la persona reconoce cuándo no lo es.

El contraste con un seminario de humanidades muestra que no se trata de una regla de la herramienta, sino de la disciplina.

Ante una interpretación de un texto propuesta por la IA no existe un formulario contra el cual verificarla, de modo que comprobar significa volver al texto, examinar si la lectura se sostiene en él y confrontarla con otras interpretaciones publicadas.

La misma tríada de decisiones, qué delegar, qué comprobar y qué conservar, recibe respuestas distintas porque cambia lo que cuenta como evidencia y como error en cada campo. Un programa que traduce estas orientaciones no aplica una plantilla, sino que decide qué operaciones definen el criterio de su disciplina y en qué momento de la trayectoria puede confiarse alguna de ellas a una herramienta.

TRES DECISIONES POR DISCIPLINA

Qué delegar, qué comprobar y qué conservar reciben respuestas distintas en cada campo, porque cambia lo que cuenta como evidencia y como error.

Una posible aplicación consiste en que cada programa, academia o equipo docente defina expectativas por nivel y tipo de tarea, en lugar de aplicar una regla homogénea. Para que esa diferenciación no dependa del esfuerzo individual, podrían ofrecerse bancos de actividades, guías disciplinares, ejemplos comentados y acompañamiento (Digital Education Council, 2025b, 2025d).

Cuando una actividad ofrezca IA, conviene prever otra manera de realizar el mismo aprendizaje sin esa herramienta. Por ejemplo, si una ruta pide a la IA que formule una objeción, la otra puede ofrecer objeciones preparadas, revisión entre pares o un caso contrario. No se trata de retirar el apoyo ni de asignar una tarea menor, pues ambas opciones necesitan tiempo, instrucciones y oportunidades comparables para demostrar lo aprendido. Así, la falta de acceso o la decisión de no usar IA no se convierten en una desventaja encubierta.

4.6 Aprendizaje híbrido y activo: conectar momentos sin fragmentar la experiencia

El aprendizaje híbrido y el aprendizaje activo describen decisiones diferentes. Un diseño híbrido conecta de forma deliberada momentos presenciales y en línea, síncronos y asíncronos; no consiste en colocar una lectura en una plataforma y repetirla durante la sesión (Boelens et al., 2017; Garrison y Kanuka, 2004). Dos ejes bastan para nombrar los espacios que se combinan, a saber, dónde se está y si el grupo coincide en el tiempo. El aprendizaje activo describe lo que hace la persona con el conocimiento en cualquiera de esos momentos. Una clase presencial puede limitarse a escuchar, mientras una actividad asíncrona puede pedir comparar, explicar o producir. También puede ocurrir lo contrario.

Lo híbrido combina cuatro espacios de trabajo

Dos ejes bastan para nombrarlos: dónde se está y si el grupo coincide en el tiempo.



Figura 16 · Lo híbrido combina cuatro espacios de trabajo. El aula o taller, la sesión por videollamada, el trabajo autónomo y la plataforma del curso resultan de cruzar dos ejes: presencial o en línea, síncrono o asíncrono. El diseño híbrido decide qué momento del aprendizaje usa cada espacio; la secuencia de la figura siguiente muestra cómo se conectan.

Una secuencia híbrida adquiere sentido cuando el trabajo de un momento alimenta al siguiente. Antes del encuentro, cada persona podría formular una explicación inicial o una pregunta. Durante la sesión, el grupo compara esas explicaciones, responde objeciones y toma una decisión. Después, cada persona aplica la decisión a otro caso o explica qué cambió. La interacción no tiene que ser siempre simultánea y la producción individual no tiene que ocurrir siempre fuera del aula. El orden se adapta al contexto, pero las conexiones deben conservarse. Si el trabajo previo no se utiliza después, la secuencia se convierte en una acumulación de tareas.

Bloom, ICAP, la evidencia y las condiciones de acceso ayudan a sostener esa conexión. Bloom precisa qué proceso cognitivo se espera. ICAP obliga a describir qué hará la persona en cada momento. La evidencia permite observar si logró el aprendizaje y la retroalimentación le ayuda a revisar. La alternativa con IA o sin IA evita que la modalidad y la herramienta se conviertan en una barrera. Un metaanálisis de cursos universitarios de ciencias, ingeniería y matemáticas encontró mejores resultados con estrategias de aprendizaje activo que con exposición tradicional; ese hallazgo respalda la participación cognitiva en ese ámbito, pero no vuelve eficaz cualquier actividad que se presente como activa (S. Freeman et al., 2014).

Híbrido organiza los momentos; activo organiza la acción

Son decisiones relacionadas, pero no significan lo mismo.

Diseño híbrido

Conecta de forma deliberada momentos presenciales y en línea, síncronos y asíncronos. Decide dónde y cuándo conviene trabajar.

Pregunta de diseño: ¿qué necesita cada momento?

Aprendizaje activo

La persona recupera, explica, resuelve, contrasta, argumenta, produce y revisa. Decide qué hará con el conocimiento.

Pregunta de diseño: ¿qué acción realizará para aprender?

Una secuencia posible enlaza tres momentos

No es una receta: puede adaptarse si el trabajo de un momento alimenta realmente al siguiente.

Antes: preparar

A su ritmo, presencial o en línea

- recuperar lo que ya sabe;
- formular una pregunta o hipótesis;
- preparar una explicación inicial.

IA opcional: aporta preguntas o un caso, después de un primer intento propio.

Durante: encontrarse

En presencia o en un espacio síncrono

- comparar explicaciones;
- responder objeciones;
- decidir y justificar con otras personas.

IA opcional: aporta una objeción o variante; no sustituye la discusión entre pares.

Después: consolidar

A su ritmo, presencial o en línea

- aplicar la decisión a otro caso;
- producir una versión revisada;
- explicar qué cambió y por qué.

IA opcional: comenta un borrador delimitado; la persona verifica y decide.

Cuatro apoyos mantienen unida la secuencia

Objetivo con Bloom

qué proceso cognitivo se espera

Actividad con ICAP

qué hará la persona para aprender

Evidencia y respuesta

qué permitirá observar y mejorar

Acceso y alternativa

cómo participar con IA o sin ella

Figura 17 · El diseño híbrido organiza los momentos y el aprendizaje activo organiza la acción. Una secuencia posible prepara antes, aprovecha el encuentro para comparar y decidir, y consolida después. El objetivo, la conducta cognitiva, la evidencia y una alternativa accesible mantienen unidos los momentos. La ruta puede adaptarse si cada parte utiliza el trabajo producido en la anterior.

Recorrido en texto por la figura 17. Antes del encuentro, cada persona prepara una explicación, una pregunta o una primera respuesta. Durante el encuentro, el grupo utiliza ese trabajo para comparar razones, recibir retroalimentación y decidir. Después, cada persona consolida lo aprendido al aplicarlo a otra situación o explicar qué cambió. En los tres momentos se conserva el mismo objetivo, se produce alguna evidencia y existe una alternativa viable cuando la IA no está disponible o no conviene utilizarla.

No existe una sola estrategia de aprendizaje activo. Algunas recuperan y explican conocimientos; otras piden comparar casos, localizar errores, discutir razones, investigar o crear una solución. La IA puede producir variantes, contraejemplos u objeciones, pero la misma actividad puede desarrollarse con casos preparados, fuentes, revisión entre pares o preguntas del profesorado. En la práctica de recuperación, por ejemplo, la herramienta puede proponer nuevas preguntas que el docente revisa, pero la persona responde antes de recibir pistas. En un método de casos, puede introducir una variación después de la primera decisión; el grupo todavía necesita comprobarla y explicar si cambia su respuesta.

Las estrategias basadas en diálogo exigen un cuidado adicional. Pensar, conversar en pareja y compartir comienza con una respuesta individual, continúa con el contraste humano y solo después podría incorporar una objeción de IA. La instrucción entre pares pide votar, discutir razones y volver a votar; una respuesta generada puede ser una posición adicional, no el sustituto del intercambio. En actividades de indagación o proyectos, la IA puede sugerir hipótesis, términos de búsqueda o restricciones, mientras las fuentes, la decisión y la versión final permanecen bajo comprobación humana.

Este repertorio no convierte las estrategias en requisitos. Una explicación directa puede ser necesaria para presentar información nueva, y una actividad individual constructiva puede resultar más apropiada que una discusión. La decisión vuelve al mismo punto, es decir, qué necesita aprender la persona, qué acción le permitirá hacerlo y qué evidencia mostrará el avance.

Estrategias activas, con IA o sin IA (primera parte)

La estrategia se elige por la acción que realizará el estudiantado;
la herramienta se decide después.

Recuperar y explicar

1. Práctica de recuperación

Sin IA:

responder preguntas breves sin consultar apuntes y comprobar después las respuestas.

Con IA:

la IA propone variantes revisadas por el docente; la persona responde antes de recibir pistas.

2. Escritura breve de cierre

Sin IA:

explicar en un minuto qué comprendió y qué duda conserva.

Con IA:

comparar la explicación propia con un contraejemplo generado, verificarlo y escribir qué necesita corregir.

Bloom: recordar y comprender · ICAP: activo o constructivo, según la consigna

Comparar y decidir

3. Método de casos

Sin IA:

analizar un caso preparado, elegir una opción y defenderla con los datos disponibles.

Con IA:

la IA introduce una variante validada; el grupo decide si cambia su respuesta y explica por qué.

4. Análisis de errores

Sin IA:

localizar el error en una solución preparada y repararla.

Con IA:

examinar una respuesta de IA con fallas sembradas, comprobar cada corrección y justificarla.

Bloom: aplicar, analizar o evaluar · ICAP: constructivo

En cada estrategia existe una versión sin IA con la misma exigencia;
la figura siguiente reúne las estrategias de diálogo, indagación y proyecto.

Figura 18 · Estrategias activas con IA o sin ella: recuperar, explicar, comparar y decidir. La práctica de recuperación, la escritura breve de cierre, el método de casos y el análisis de errores admiten una versión sin IA y otra con una intervención delimitada. En todas, la persona responde, decide o repara antes de recibir las pistas o respuestas de IA, o después de comprobarlas.

Estrategias activas, con IA o sin IA (segunda parte)

Continúa el catálogo: estrategias de diálogo, indagación y proyecto.

Dialogar y argumentar

5. Pensar, conversar en pareja y compartir

Sin IA:

responder primero a solas, contrastar en pareja y explicar al grupo la decisión conjunta.

Con IA:

después del acuerdo humano, pedir una objeción, verificarla y revisar juntos la respuesta.

6. Instrucción entre pares

Sin IA:

votar, discutir razones con otra persona y volver a votar.

Con IA:

usar una explicación de IA como posición adicional; los pares identifican sus supuestos antes del segundo voto.

Bloom: analizar y evaluar · ICAP: interactivo si ambas personas aportan

Investigar y crear

7. Indagación guiada

Sin IA:

formular una pregunta, reunir evidencia y construir una explicación que pueda revisarse.

Con IA:

usar la IA para proponer hipótesis o términos de búsqueda; las fuentes y la conclusión se comprueban fuera del sistema.

8. Aprendizaje basado en proyectos

Sin IA:

crear una solución con hitos, crítica entre pares y revisión.

Con IA:

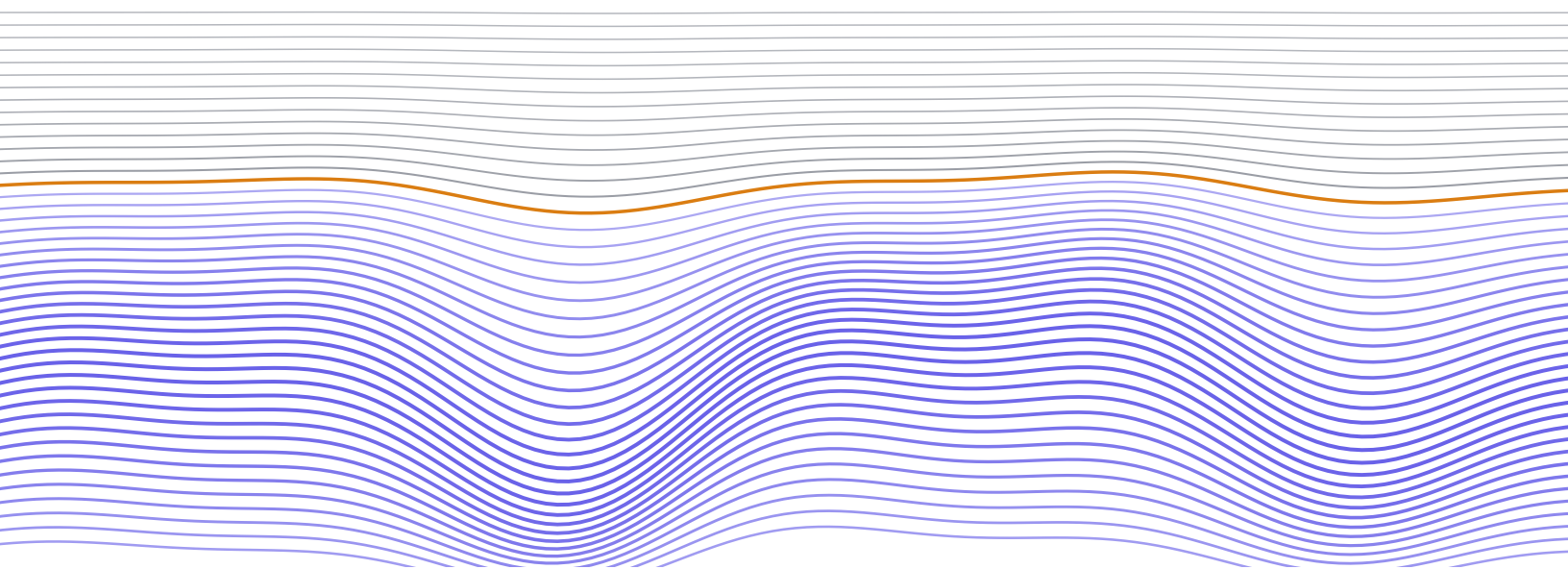
pedir restricciones o comentarios sobre un borrador; el equipo verifica, decide y conserva versiones.

Bloom: analizar, evaluar y crear · ICAP: constructivo e interactivo

Añadir IA no eleva por sí sola la actividad.

La acción del estudiantado, la evidencia y la alternativa sin IA conservan el aprendizaje.

Figura 19 · Estrategias activas con IA o sin ella: dialogar, argumentar, investigar y crear. La conversación en pareja, la instrucción entre pares, la indagación guiada y los proyectos conservan el intercambio humano y la comprobación fuera del sistema. Añadir una herramienta no eleva por sí sola el nivel cognitivo; la acción del estudiantado, la evidencia y la alternativa sin IA conservan el aprendizaje.



5

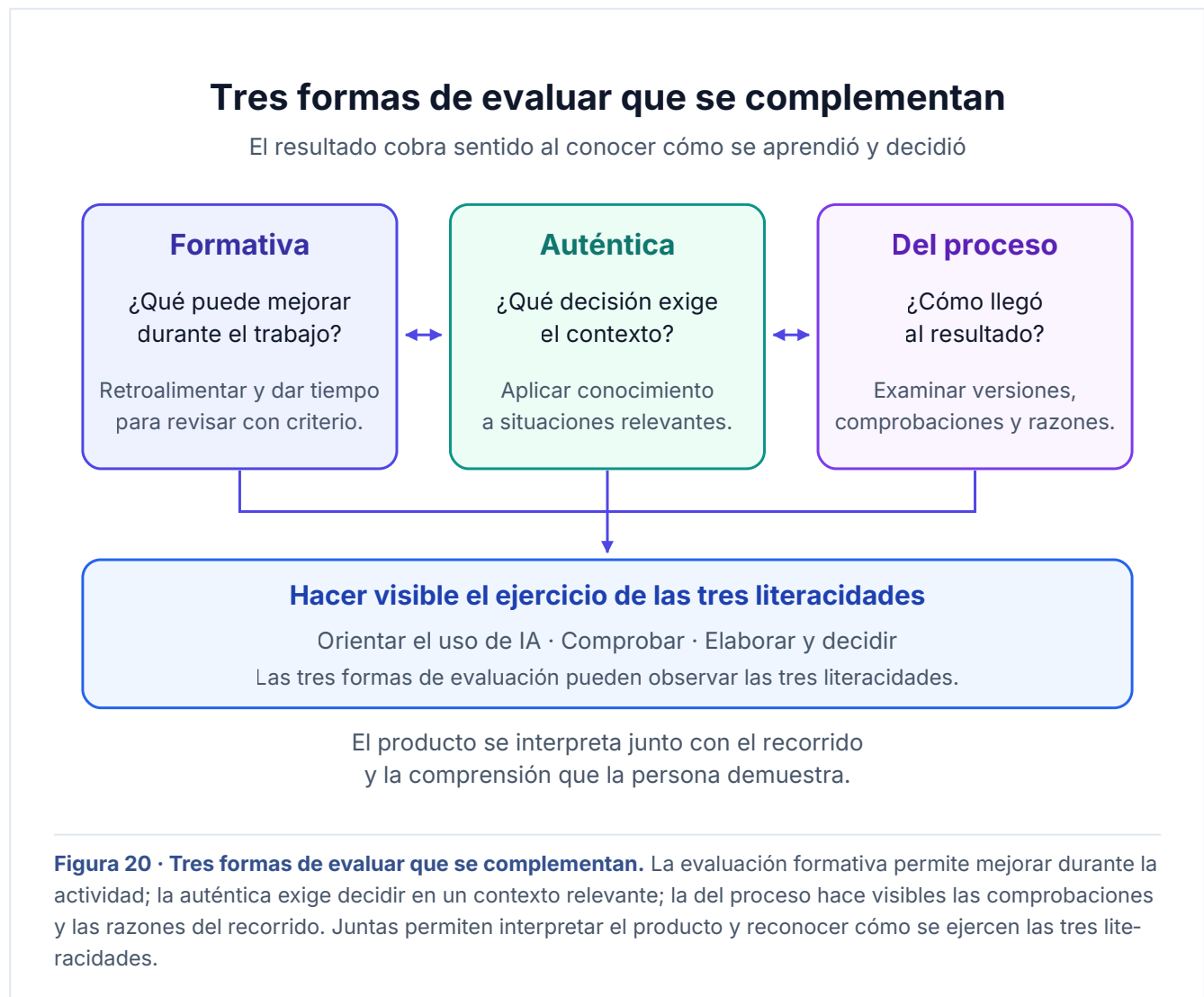
Reconocer y evaluar lo aprendido

Cuando un sistema puede resolver toda una tarea, el producto final deja fuera una parte importante de la información. Por eso la evaluación mira el producto, ofrece retroalimentación durante el recorrido, ancla las tareas en situaciones de la disciplina y, cuando hace falta, añade una muestra breve del proceso.

Evaluar significa interpretar información para saber qué aprendió una persona y ofrecerle retroalimentación. Cuando un sistema puede resolver toda una tarea, el producto final deja fuera una parte importante de esa información. Un texto mejorado con IA no demuestra por sí solo quién comparó las fuentes, comprobó los datos o tomó la decisión. Por eso conviene mirar el producto y, cuando haga falta, añadir una muestra breve del recorrido, como una versión inicial, una corrección explicada o una conversación sobre el trabajo. Estas orientaciones proponen articular tres formas de evaluación desde el diseño de la actividad. La **evaluación formativa** acompaña el aprendizaje con retroalimentación que todavía puede usarse. La **evaluación auténtica** ancla las tareas en situaciones y decisiones propias de la disciplina. La **evaluación del proceso** observa el recorrido y no solo el resultado. Su relación permite reunir información que el producto por sí solo deja oculta: qué comprendió la persona, qué revisó y qué decisiones puede sostener.

Si la formación busca desarrollar las tres literacidades, la evaluación necesita mirar cómo se ejercen. Puede observarse si la persona eligió y delimitó una función de IA pertinente para la tarea, si comprobó afirmaciones y supuestos relevantes, y si elaboró o revisó su trabajo con razones propias. Una muestra breve del recorrido aporta esa información cuando se interpreta junto con el producto y otras evidencias del aprendizaje. La cantidad de consultas o la extensión de una bitácora no sustituyen esa valoración.

Las tres formas se complementan en una misma actividad. La tarea auténtica plantea una decisión relevante; la observación del proceso permite conocer cómo se construyó; y la retroalimentación formativa ayuda a revisarla antes del cierre. Cada una puede aportar información sobre las tres literacidades. Por ejemplo, en un ensayo sobre un problema de la disciplina, comparar un borrador con su revisión y conversar sobre una objeción ayuda a reconocer qué aportó la IA a la revisión y qué comprobó y elaboró la persona. La figura reúne estas relaciones.



5.1 Lo que el producto final muestra y lo que puede ocultar

La IA generativa hace más visible una dificultad que ya existía. Un texto terminado puede parecer correcto sin mostrar quién comprendió, comparó o decidió. La respuesta no consiste solamente en impedir el uso de IA. Consiste en preparar tareas que pidan utilizar conocimiento del contexto, justificar decisiones y resolver problemas que la herramienta no puede asumir por sí sola (Bearman et al., 2020; Chirikov et al., 2026). Las revisiones recientes muestran que la IA está cambiando las prácticas de evaluación y que una reacción basada únicamente en prohibiciones no resuelve el problema (Sullivan et al., 2023; Xia et al., 2024). La política nacional plantea una dirección semejante, pues además del producto final, conviene observar capacidades como argumentar, resolver problemas, tomar decisiones fundamentadas, colaborar y aprender de forma autónoma (Secretaría de Educación Pública, 2026).

La IA generativa hace más visible una dificultad que ya existía. Un texto terminado puede parecer correcto sin mostrar quién comprendió, comparó o decidió.

El problema de fondo es de **validez**, no de trampa. Una evaluación es válida cuando lo que mide corresponde a lo que pretende medir. Si un ensayo entregado en casa podía leerse como evidencia de que una persona sabe argumentar, esa lectura deja de sostenerse cuando un sistema puede producir el ensayo. Un experimento natural con más de mil exámenes de una misma asignatura entre 2021 y 2025 lo muestra con claridad. Al pasar de un examen para casa en el que se permitía la IA a un examen presencial supervisado sin ella, la reprobación aumentó, las calificaciones intermedias bajaron y las más altas se mantuvieron, lo que indica que ambos formatos ya no miden lo mismo (Brattli et al., 2026). El uso creciente y desigual de la IA, documentado en escala continental, lleva a la misma conclusión, la de que las universidades necesitan repensar cómo evalúan el aprendizaje en lugar de reforzar la vigilancia (Chirikov et al., 2026). La literatura especializada describe la situación como un problema retorcido, sin solución perfecta, en el que cada respuesta a nivel de tarea desplaza el problema a otro lugar y solo los cambios estructurales modifican lo que la evaluación realmente mide (Corbin, Bearman, et al., 2025; Corbin, Dawson, et al., 2025).

Esta revisión también protege el significado de un título universitario. Una credencial promete que la persona desarrolló ciertas capacidades. Si pudo delegarlas por completo y nunca tuvo que comprenderlas ni demostrarlas, la promesa se debilita (Digital Education Council, 2026a). El propio estudiantado ha pedido evaluaciones que incluyan borradores, reflexiones y notas sobre decisiones, y no solo el producto final (DEC, 2026b).

No se trata de convertir cada actividad en un expediente. Una nota breve puede explicar qué se preguntó, qué se descartó, qué cambió y por qué. Esa información necesita interpretarse junto con el producto y con otras muestras del proceso; no prueba por sí sola todo el aprendizaje. Su valor es permitir una conversación más concreta sobre las decisiones que, de otro modo, quedarían ocultas. La sección sobre los elementos a cuidar (§6) explica por qué describir la intervención de IA generativa en la tarea puede formar parte normal del trabajo y no funcionar como confesión.



Figura 21 · El trabajo entregado y cómo se llegó a él. Mirar solo el producto permite conocer el resultado, pero puede ocultar quién tomó las decisiones y cómo se comprobaron las respuestas. Añadir una muestra del proceso, es decir un fragmento pequeño del recorrido y no el registro completo, ayuda a comprenderlo. Hay cuatro maneras de tomarla y con una basta: se elige la que encaje con la actividad.

5.2 Evaluación formativa y juicio evaluativo

La retroalimentación forma parte del mismo desplazamiento. Funciona mejor cuando aparece durante la actividad y permite mejorar, no cuando llega únicamente como veredicto final (Black y Wiliam, 1998; Hattie y Timperley, 2007). La evaluación formativa no es un tipo de instrumento sino una manera de usar la información, la de ajustar la enseñanza y el trabajo mientras todavía puede cambiar algo. Con IA esa manera de evaluar gana importancia por dos razones. La primera es que un producto final pulido informa menos que antes, así que los momentos intermedios, el borrador, la versión comparada, la pregunta respondida en clase, se convierten en la evidencia más confiable del aprendizaje. La segunda es que la propia herramienta puede ofrecer retroalimentación inmediata y abundante, lo que obliga a enseñar a juzgarla.

Esa capacidad de juzgar tiene nombre en la investigación educativa. El **juicio evaluativo** es la capacidad de reconocer la calidad del trabajo propio y ajeno, y de decidir qué hacer con un comentario recibido. La evaluación que forma para después de la universidad busca precisamente eso, que la persona pueda seguir aprendiendo sin depender de un evaluador externo (Ajjawi et al., 2021; Boud y Falchikov, 2007). En un tiempo de IA generativa, desarrollar juicio evaluativo incluye aprender a apreciar, seleccionar y a veces rechazar lo que devuelve un sistema, porque una retroalimentación automática plausible no es necesariamente pertinente (Bearman et al., 2024). Cuando el estudiantado recibe comentarios generados por IA sobre su escritura, valora la rapidez y los comentarios para revisar el texto, pero cuestiona su exactitud, su ajuste al contexto y su tendencia a producir consejos genéricos, y necesita criterios para decidir cuándo aceptarlos, verificarlos o rechazarlos.

La evidencia sobre la IA como fuente de retroalimentación formativa converge en una condición. Los sistemas pueden ampliar la retroalimentación disponible y sostener rutas de aprendizaje más flexibles, pero su valor depende de la interpretación docente, porque la agencia de una herramienta es agencia sin inteligencia y no sustituye el juicio profesional (Webb y Galamba, 2026). Las revisiones hispanoamericanas recientes coinciden en que la IA fortalece la evaluación formativa cuando se implementa con transparencia y como complemento del juicio humano, y señalan los mismos riesgos de sesgo, privacidad y brecha digital que desarrolla la sección de riesgos (§7) (Fandiño Parra y Muñoz Barriga, 2026). La comparación entre calificación humana y automática apunta en la misma dirección. Estos sistemas pueden apoyar la retroalimentación, pero el juicio evaluativo, especialmente en habilidades complejas como el pensamiento crítico, requiere supervisión humana (Trikoili et al., 2025). En el posgrado, la retroalimentación de un chatbot se concentra en la tarea mientras la de quien supervisa es relacional, contextual y formativa, por lo que pueden complementarse sin confundirse (Jensen et al., 2025).

De la retroalimentación como veredicto a la que cambia algo

Formativa no es un tipo de instrumento, sino usar la información mientras todavía puede cambiar el trabajo.



Con IA incluye aprender a apreciar, seleccionar y a veces rechazar lo que devuelve: una retroalimentación plausible no es necesariamente pertinente.

Figura 22 · De la retroalimentación como veredicto a la que cambia algo. La retroalimentación que llega solo al final ya no puede modificar el trabajo, y una nota resume lo que no muestra. En ciclos cortos, en cambio, el comentario todavía cambia algo: la IA comenta y la persona decide con una razón, decisión que también es evidencia de aprendizaje. Lo que se forma con ello es el juicio evaluativo, la capacidad de reconocer la calidad de un trabajo y decidir qué hacer con un comentario recibido.

RETROALIMENTACIÓN CON IA SIN CEDER EL JUICIO

- **Ciclos cortos.** Borrador, comentario, revisión y comparación de versiones dentro de la misma actividad, no solo una nota al final.
- **La IA comenta, la persona decide.** Un comentario automático se trata como una propuesta que se acepta, adapta o rechaza con una razón, y esa decisión también es evidencia de aprendizaje.
- **Criterios antes que comentarios.** El grupo conoce desde el inicio qué se observará, para poder juzgar si un comentario, humano o automático, se ajusta a ello.
- **La calificación permanece humana.** La retroalimentación automatizada puede ser formativa y sin calificación; su resultado no equivale a una nota ni sustituye el juicio docente.

En el ámbito nacional existen referentes que ya orientan la evaluación con IA generativa diferenciada por nivel educativo, útiles para comparar decisiones sin copiarlas de manera automática (Consejo de Evaluación Educativa, Universidad Nacional Autónoma de México, 2026).

5.3 Evaluación auténtica: situación, decisión y contexto

Comparemos dos maneras de evaluar el mismo contenido. En la primera, el grupo entrega un resumen sobre contaminación del agua. En la segunda, recibe los datos de calidad del agua de una comunidad cercana, debe recomendar una de tres intervenciones posibles y justificar su elección ante restricciones de presupuesto. Un sistema de IA puede redactar el resumen completo sin dificultad. La recomendación, en cambio, exige decidir con información del contexto, sopesar consecuencias y defender un criterio, un trabajo que la herramienta puede apoyar pero no puede asumir entero.

Las tareas del segundo tipo, relacionadas con situaciones y decisiones relevantes para una disciplina, suelen llamarse **evaluaciones auténticas** (Bearman, Nieminen, et al., 2023; Bearman y Luckin, 2020). Su valor no depende de que el producto parezca profesional, sino del razonamiento que moviliza. El nombre no garantiza una buena evaluación, porque una situación aparentemente real puede seguir pidiendo una respuesta superficial. Si la recomendación del ejemplo pudiera resolverse copiando una plantilla, el

EVALUACIÓN AUTÉNTICA

Tarea anclada en situaciones y decisiones relevantes para una disciplina, cuyo valor reside en el razonamiento que moviliza y no en que el producto parezca profesional (anexo C).

escenario sería auténtico solo en apariencia (Bearman et al., 2025). Con IA, conviene incorporar conocimiento del contexto local, decisiones justificadas y una conversación sobre el trabajo, elementos que resultan difíciles de delegar por completo.

Conviene además reconocer un límite que la evidencia reciente volvió explícito. La autenticidad por sí sola no protege la integridad. En un experimento en dos universidades británicas, quienes calificaban no lograron distinguir las evaluaciones auténticas realizadas con apoyo de IA de las realizadas sin él, aunque la presencia de la herramienta sí cambió su manera de calificar. Los autores concluyen que las instituciones no pueden confiar solo en el diseño auténtico y recomiendan desplazar el peso hacia el aprendizaje social y experiencial y hacia evaluaciones sincrónicas e interpersonales (Kofinas et al., 2025). La lección no es abandonar la evaluación auténtica sino combinarla con lo que sigue, la observación del proceso y algunos momentos en los que la comprensión se muestra en persona.

De reproducir un contenido a decidir en una situación

Lo auténtico no es que el producto parezca profesional, sino el razonamiento que moviliza.



Una situación aparentemente real que se resuelve copiando una plantilla
es auténtica solo en apariencia

Figura 23 · De reproducir un contenido a decidir en una situación. Una tarea que pide reproducir un contenido puede resolverse entera con una herramienta y no muestra qué decidió la persona. La misma materia planteada como una decisión parte de datos de un contexto, obliga a elegir y a justificar ante restricciones, y se sostiene en una conversación. La advertencia final importa: la autenticidad por sí sola no protege la integridad y necesita combinarse con la observación del proceso y con momentos en persona.

5.4 Evaluación del proceso: cuatro maneras de conocer el recorrido

Cada actividad puede elegir una muestra diferente. Estas cuatro opciones permiten conocer una decisión sin registrar todo lo que hizo la persona:

- **Versiones sucesivas.** Dos o más versiones de un trabajo permiten observar qué cambió y qué provocó el cambio.
- **Nota sobre una decisión.** La persona explica qué consultó, qué aceptó, corrigió o descartó y por qué.

- **Conversación sobre el trabajo.** Intercambio en el que el estudiante explica una decisión, responde preguntas y reconoce límites. No demuestra por sí solo todo el aprendizaje, pero ayuda a distinguir una comprensión propia de un producto que la persona no puede sostener.
- **Criterios explícitos.** El grupo conoce antes de comenzar qué se observará. Una IA puede ayudar a ofrecer comentarios formativos, pero la decisión sobre la calificación permanece en manos del profesorado.



Figura 24 · Cuatro maneras de responder cómo llegó hasta aquí. Las versiones sucesivas, una nota sobre las decisiones, una conversación sobre el trabajo y criterios explícitos responden entre los cuatro la pregunta que la evaluación necesita poder contestar. Cada uno tiene su nombre en la literatura, portafolio iterativo, bitácora de decisiones, defensa oral y rúbrica, y en conjunto ofrecen información más útil que intentar adivinar si intervino una herramienta.

Estas opciones cuentan con antecedentes en la investigación educativa y con nombres que facilitan encontrarlas en la literatura. Las versiones sucesivas corresponden al *portafolio iterativo*; la nota sobre decisiones se conoce como *bitácora de decisiones (decision log)*; la conversación evaluativa recibe el nombre de *defensa oral*; y los criterios explícitos suelen tomar la forma de una *rúbrica*. Algunas rúbricas permiten valorar no solo si se usó IA, sino con cuánta intención se dirigió, cómo se comprobó la respuesta y qué decisiones conservó la persona (Boetje et al., 2026). También pueden reservarse momentos breves sin IA cuando sea necesario observar una capacidad que la titulación promete; la literatura los llama *puntos de seguridad* y sugiere ubicarlos en momentos clave de la trayectoria (Lodge et al., 2023). Esa misma investigación señala que la revisión de la evaluación rinde más cuando se piensa a nivel de programa completo y no de asignatura aislada, porque permite decidir en conjunto qué capacidades se observarán sin IA y en qué momentos del recorrido. En contextos hispanohablantes, experiencias en disciplinas de diseño muestran el valor de acompañar el trabajo final con versiones y relatos breves sobre las decisiones (Miranda, 2024).

Los marcos publicados en 2026 convergen en esa misma arquitectura. Una propuesta de evaluación resistente a la IA descansa en cuatro pilares, la documentación del proceso mediante borradores y registros de revisión, la integración de una defensa oral breve, de ocho a doce minutos, con una entrada en calor, preguntas dirigidas y una extensión a un escenario nuevo, el diseño de tareas auténticas con datos locales que exigen interpretación situada, y políticas de uso de IA transparentes y graduadas en lugar de prohibiciones generales (Nikolić y Basta Nikolić, 2026). La experiencia en educación de negocios recupera el examen verbal como componente resistente que, combinado con el diseño auténtico, permite comprobar comprensión y juicio sin renunciar a que la IA participe en el trabajo previo (G. Perkins, 2026). La defensa oral no debería convertirse en un mecanismo para descubrir culpables. Es una prueba de apropiación, la de comprobar que la persona puede explicar, trasladar y defender lo que presenta.

Para comunicar qué intervención de la IA se espera en cada tarea, varias instituciones utilizan escalas graduadas. La más difundida distingue cinco niveles, desde el trabajo sin IA hasta la exploración de la propia herramienta como objeto de estudio, pasando por usos restringidos, supervisados con declaración e integrados en el diseño (M. Perkins et al., 2025). Su utilidad está en la claridad previa que ofrece al grupo, no en cambiar lo que la evaluación mide. Publicar una escala es un cambio declarativo; solo modifica la evidencia del aprendizaje cuando se acompaña de los cambios estructurales descritos aquí, como el proceso visible y los momentos asegurados (Corbin, Dawson, et al., 2025).

La bitácora no necesita reproducir una conversación completa ni convertirse en vigilancia exhaustiva. Puede consistir en decisiones breves, versiones comparadas, fuentes comprobadas y una explicación final. Cuando el trabajo se realiza en una plataforma, conviene permitir

guardado local, recuperación tras interrupciones y exportación o impresión, para que la evidencia pertenezca también a quien aprende y no desaparezca con una sesión. La retroalimentación automatizada puede ser formativa y no tener calificación; su resultado no equivale por sí mismo a una nota ni sustituye el juicio docente.

Guardar decenas de páginas de conversación no demuestra pensamiento crítico. Lo que interesa es un **registro reflexivo selectivo** que permita reconstruir la trayectoria de la decisión. La capacidad de construir un hilo completo sobre el propio proceso de decisión, y de sostenerlo ante personas que no comparten el mismo lenguaje técnico, es justamente lo que distingue saber usar una herramienta de saber decidir con ella (Vázquez Parra, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 10-11). Cuando la actividad lo amerita, esa evidencia de juicio puede pedirse en forma de respuestas breves a unas pocas preguntas.

EVIDENCIA DE JUICIO EN NUEVE PREGUNTAS

- ¿Qué problema intentaba resolver?
- ¿Qué comprensión inicial tenía?
- ¿Para qué recurrió a la IA?
- ¿Qué alternativas recibió o construyó?
- ¿Qué verificó y cómo lo verificó?
- ¿Qué rechazó y por qué?
- ¿Qué decidió finalmente?
- ¿Qué incertidumbres permanecen?
- ¿A quién puede afectar esa decisión?

Qué observar en el caso de los dos textos. La interpretación inicial, una objeción comprobada y la explicación de una decisión permiten conversar sobre las tres literacidades sin guardar todo el intercambio. La valoración debe considerar también la calidad disciplinar de la comparación. Estos criterios son adaptables a la tarea y se comunican antes de comenzar.

LITERACIDAD	EVIDENCIA PERTINENTE	EVIDENCIA INSUFICIENTE POR SÍ SOLA
Operativa	Explica qué función de IA eligió para la tarea, cómo la delimitó, qué límites encontró y cómo ajustó la petición.	Copiar una instrucción extensa o mostrar soltura con la interfaz.
Crítica	Contrasta la objeción con las fuentes, examina un supuesto u omisión y explica sus consecuencias para la interpretación.	Advertir que la IA puede equivocarse o pedirle que confirme su respuesta.
De cocreación	Compara su interpretación inicial con la final y explica cómo elaboró, transformó o sostuvo una decisión tras el intercambio.	Declarar el uso o cambiar palabras sin justificar su pertinencia.

Estos criterios pueden incorporarse a una bitácora breve del proceso: qué se pidió a la IA generativa, qué se comprobó y qué decisión se tomó. Conviene seleccionar solo la evidencia necesaria para la actividad. Aceptar una sugerencia sin modificarla puede ser una decisión fundada si la persona muestra cómo la examinó y por qué la conservó.

Cada nivel y disciplina puede traducir estos criterios en instrumentos proporcionales al propósito, la importancia y el riesgo de la tarea.

Un ejemplo completo. El ensayo en nueve etapas. El recorrido conecta la delimitación de un problema, la investigación y la tesis con un borrador propio, el contraste de objeciones, la revisión, un mapa de relaciones, la presentación y la defensa. Cada etapa señala una muestra del trabajo, el énfasis de literacidad y un apoyo posible de IA. Las literacidades se combinan; el énfasis indica qué conviene observar en ese momento.

La cuarta etapa reserva la escritura de un borrador sin IA para observar cómo la persona sostiene su argumento y comparar las revisiones posteriores. Las fuentes se verifican fuera de la herramienta. Las objeciones se examinan y las decisiones de aceptar, adaptar o rechazar una propuesta se explican. La defensa final permite conversar sobre lo que la persona comprende y puede sostener.

Las lecturas, las entregas y la duración se ajustan al propósito y a la disciplina. Para el aprendizaje disciplinar puede seguirse una ruta sin IA, con retroalimentación de otras personas y los mismos criterios de aprendizaje. Cuando operar el sistema es un objetivo explícito, hace falta además una práctica accesible que permita observarlo (§4.2).

El ensayo en nueve etapas

Un recorrido adaptable para observar decisiones y aprendizaje

Los énfasis se combinan; ninguna etapa se delega entera.

ETAPA	MUESTRA DEL TRABAJO	LITERACIDAD	APOYO POSIBLE DE IA
1 · Delimitar	Nota de enfoque: problema y pregunta	Operativa	Explora alternativas; la persona delimita.
2 · Investigar	Fuentes pertinentes, verificadas y contrastadas	Crítica	Sugiere búsquedas; se verifica fuera de la IA.
3 · Tesis	Tesis de trabajo y su justificación	Crítica y cocreación	Ofrece objeciones; la persona argumenta.
4 · Borrador SIN IA	Argumento propio en un borrador fechado sin IA	Crítica	No interviene en la escritura del borrador.
5 · Interrogar	Objeciones examinadas y respuestas razonadas	Crítica	Cuestiona el argumento; la persona contrasta.
6 · Revisar	Decisiones: qué acepta, adapta o rechaza y por qué	De cocreación	Sugiere cambios; la persona decide.
7 · Mapear	Mapa de relaciones entre fuentes y argumentos	Crítica y cocreación	Propone relaciones; la persona las examina.
8 · Presentar	Hallazgos y razones para conversar con el grupo	De cocreación	Propone un guion; se revisa cada propuesta.
9 · Entregar y defender	Ensayo, declaración de uso y explicación del recorrido	Integración de las tres	Permite ensayar; la persona explica y defiende.

La evidencia muestra qué hizo y decidió la persona

Conservar aportes de IA, fuentes comprobadas y decisiones explicadas.

Las lecturas y las entregas se ajustan al propósito y a la disciplina.

El borrador sin IA permite observar comprensión y criterio propios.

Figura 25 · El ensayo en nueve etapas. Cada etapa relaciona una muestra del trabajo, el énfasis de literacidad y un apoyo posible de IA. El borrador sin IA y la defensa permiten observar comprensión y criterio propios. El recorrido es adaptable: la selección de lecturas y el alcance de las entregas dependen de la actividad.

5.5 Arquitectura a nivel de programa: momentos asegurados y trabajo abierto

Ninguna asignatura puede resolver sola el problema de validez. Si cada curso decide por su cuenta cuándo se usa IA y cuándo no, el programa acaba con una mezcla de reglas que el estudiantado no puede seguir y con capacidades prometidas que nadie verifica. La respuesta que la literatura y los organismos de aseguramiento de la calidad recomiendan es pensar la evaluación a nivel de programa, combinando dos clases de momentos (Lodge et al., 2023; Tertiary Education Quality and Standards Agency, 2026). Los **momentos asegurados** verifican en persona el logro individual, mediante defensas, coloquios, prácticas presenciales, exámenes orales o trabajo supervisado, y se reservan para las capacidades que la titulación promete. El **trabajo abierto** admite la IA de manera declarada, como ocurrirá en la vida profesional, y hace visible el recorrido con los instrumentos de la sección anterior.

Una universidad australiana formalizó esta idea como un enfoque de dos carriles. En el primero, las evaluaciones son seguras y la IA no participa, para poder asegurar los resultados de aprendizaje; en el segundo, abierto, la IA puede usarse en cualquier parte del trabajo y la evaluación se concentra en el aprendizaje que ocurre con ella (Australian Catholic University, 2025; Bridgeman, 2024). El enfoque ha recibido críticas útiles. Tratar la integridad como todo o nada, con un carril que prohíbe y otro que permite todo, puede empujar hacia el examen presencial todo lo que importa y descuidar la integridad en el carril abierto (Curtis, 2025). La versión que aquí se propone conserva la distinción sin el reparto tajante. Los momentos asegurados son pocos y están bien colocados; el trabajo abierto no es un espacio sin criterio, sino el lugar donde la transparencia, el proceso visible y la conversación sobre el trabajo hacen el trabajo formativo.

¿Cuándo puede intervenir la IA a lo largo de un programa?

Casi todo el recorrido admite IA declarada. Unos pocos momentos verifican en persona, sin ella.

☐ La IA sí participa

- trabajo abierto: se declara qué hizo y quedan a la vista versiones, notas y conversaciones (§5.4)

☒ La IA no participa

- momento asegurado: se verifica en persona el logro individual, sin detectores



Es un esquema para conversar; no describe la estructura de ningún programa vigente.

Figura 26 · Cuándo puede intervenir la IA a lo largo de un programa. El ancho de cada tramo muestra la proporción. Casi todo el recorrido es trabajo abierto, donde la IA participa de manera declarada y el recorrido queda a la vista. Intercalados hay cuatro momentos asegurados, estrechos y bien colocados, donde se verifica en persona el logro individual: un diagnóstico breve al inicio, una conversación sobre el trabajo, una práctica presencial o examen oral al cerrar un ciclo y la defensa o coloquio en la titulación. Es un esquema para conversar; no describe la estructura de ningún programa vigente.

Convertirlo todo en examen presencial no es una salida. Traslada el problema en lugar de resolverlo, castiga a quien peor rinde bajo presión, reduce la evaluación a lo que cabe en dos horas y renuncia a formar para un mundo en el que la IA estará disponible. Por eso la pregunta útil no es cuánto examen presencial hace falta sino qué capacidades necesitan verificarse en persona, en qué momentos del recorrido y con qué formato. Las cuatro preguntas siguientes ayudan a decidirlo en un programa.

CUATRO PREGUNTAS PARA DECIDIR UN MOMENTO ASEGURADO

1. **¿Qué capacidad promete la titulación que ninguna herramienta debería sustituir?** Esa es la que se verifica en persona.
2. **¿En qué momento del recorrido tiene sentido verificarla?** Ni tan pronto que no se haya formado, ni tan tarde que no pueda corregirse.
3. **¿Qué formato la muestra con menos artificio?** Una conversación, una práctica, una defensa o un examen oral suelen mostrar más que una prueba escrita bajo vigilancia.
4. **¿Qué queda en trabajo abierto y cómo se hará visible?** Lo demás admite la IA declarada, con versiones, notas y conversaciones que permitan conocer el recorrido.

Esta arquitectura se decide entre quienes conocen el programa, no desde una regla general, y se revisa con la experiencia. Los acuerdos que la sostienen, del curso al programa, se describen entre los elementos a cuidar (§6.5).

5.6 Integridad académica: comprender el recorrido en vez de intentar detectar la IA

La integridad académica en la era de la IA no puede reducirse a la ausencia de cualquier ayuda. Resulta más útil preguntar si la persona fue honesta sobre el apoyo recibido, comprende lo que presenta y puede reconstruir las decisiones principales de su trabajo. Los detectores automáticos de texto generado por IA son poco fiables y producen falsos positivos que afectan de forma desigual a hablantes no nativos del idioma, por lo que no pueden ser la base de decisiones académicas con consecuencias para el estudiante (Elkhatat et al., 2023; Weber-Wulff et al., 2023). La evidencia reciente confirma, además, que los patrones de uso varían entre disciplinas y grupos. Esto aconseja revisar las actividades y los acuerdos de cada contexto en lugar de aplicar prohibiciones o sistemas universales de detección (Chirikov et al., 2026).

La investigación publicada en 2026 aporta razones para sostener esta cautela, pero también obliga a distinguir entre herramientas y condiciones de uso. Van Vlasselaer y sus colegas compararon cuatro detectores con 160 documentos cuyo proceso de elaboración conocían: textos humanos, generados por IA, híbridos y reescritos para parecer humanos. Pangram obtuvo mejores resultados que los otros tres; estos tendieron a subestimar el contenido generado, especialmente ante los textos producidos con investigación profunda. Los autores advierten que los detectores no deben emplearse como única evidencia en decisiones de consecuencias importantes. Estos resultados describen una muestra y unas versiones concretas, no una garantía sobre cualquier texto o herramienta (Van Vlasselaer et al., 2026).

También hay límites que una mejora del rendimiento no resuelve por sí sola. En un trabajo de investigación aún presentado como prepublicación, Garland estudia los detectores que juzgan una entrega únicamente a partir de su texto, sin conocer cómo escribe cada estudiante. Bajo ese supuesto, cuando las distribuciones de escritura humana y generada se traslapan, detectar una parte útil de los textos generados supone aceptar un riesgo de acusaciones falsas; ese riesgo puede distribuirse de manera desigual entre grupos. El resultado matemático tiene esas condiciones y no equivale a demostrar que toda forma posible de averiguación de autoría sea inútil (Garland, 2026).

Para una universidad hispanohablante, además, el idioma importa. La documentación pública de Turnitin¹ indica que su detector para español no incorpora las funciones de detección de paráfrasis y evasión que ofrece en inglés. Por ello, no conviene trasladar al español resultados o prestaciones anunciados para otro idioma. Las obligaciones europeas de transparencia, por su parte, contemplan el marcado legible por máquinas de determinados contenidos generados o manipulados por IA, con condiciones y excepciones; no se reducen a exigir una marca de agua universal (European Commission, 2026). Reconocer el origen técnico de un contenido y valorar la responsabilidad académica de quien lo entrega son preguntas relacionadas, pero diferentes. Para responder a la segunda, esta guía propone examinar el trabajo y conversar sobre las decisiones de su elaboración, en lugar de convertir una señal automática en un veredicto.

Las instituciones que actuaron en consecuencia ya no son casos aislados. Universidades de investigación de varios países cancelaron el detector tras comprobar sus falsos positivos (Washington State University, Office of the Provost, 2026), y el caso de una universidad australiana que abrió miles de expedientes con base en señalamientos automáticos, para luego desestimar todos los que no tenían más evidencia, muestra el costo humano de tratar una señal estadística como veredicto («University caught out using AI to wrongly accuse students of cheating with AI», 2025). Los organismos de aseguramiento de la calidad concluyen que los detectores no proporcionan por sí solos garantía alguna y que la única respuesta sostenible es el rediseño de

la evaluación (Tertiary Education Quality and Standards Agency, 2026). Las respuestas institucionales más elaboradas apuntan en la misma dirección. El comité del MIT recomienda formas de evaluación menos vulnerables, como exámenes orales, portafolios y aprendizaje experiencial, junto con componentes presenciales estructurados que restituyan la dimensión social del estudio, en lugar de apostar por la vigilancia (Massachusetts Institute of Technology, 2026). La literatura especializada añade una distinción útil, que los cambios puramente declarativos, como publicar reglas o escalas de uso permitido, no modifican lo que la evaluación realmente mide, mientras que los cambios estructurales sí lo hacen (Corbin, Dawson, et al., 2025). En el debate hispanohablante esta postura se ha resumido con precisión. Aunque el detector fuera perfecto no resolvería la pregunta educativa, porque señalar el uso de IA no dice nada sobre si hubo aprendizaje, y la detección instala una lógica de vigilancia que daña la relación pedagógica (Llorens Largo y Alier Forment, 2026). Con dispositivos de asistencia cada vez más integrados a la vida cotidiana, la pregunta «¿lo escribió una IA?» pierde sentido como fundamento de la integridad, que se desplaza hacia la transparencia, la comprensión y la responsabilidad (Eaton y Dahal, 2026).

Algunos estudios utilizan la expresión **pos-plagio** para señalar que las definiciones tradicionales de plagio ya no bastan para describir todos los trabajos en los que interviene IA. La propuesta no elimina la integridad, sino que desplaza la atención hacia la transparencia, la comprensión y la responsabilidad por el resultado (Eaton, 2023; M. Perkins, 2023).

En consecuencia, esta propuesta pone el acento en la formación y el diseño, no en la vigilancia (Digital Education Council, 2026a). En la práctica, esto puede traducirse en acuerdos claros al comenzar el curso, actividades que pidan explicar algunas decisiones, versiones que permitan observar cambios y procedimientos justos cuando exista una duda razonable. El propósito no es registrar cada paso. Es contar con información suficiente para conversar sobre el aprendizaje y evitar que una señal automática se convierta en veredicto. Este enfoque resulta más equitativo y sostenible que una carrera tecnológica contra los detectores (J. Crawford et al., 2023; Memarian y Doleck, 2025).

REGLA DE DECISIÓN · ANTE LA DUDA RAZONABLE

Si surge una duda razonable sobre un trabajo, **entonces** la primera instancia es una conversación sobre el trabajo en el propio curso, con las versiones y notas que la persona pueda mostrar, **porque** los detectores automáticos son poco fiables, sus falsos positivos recaen de forma desigual y una señal automática no puede funcionar como veredicto (§5.6, §6.5).

5.7 El posgrado, la escritura de investigación y la titulación

El posgrado merece una consideración propia porque sus productos centrales son escriturales y de investigación, la tesis, los artículos, los protocolos, y porque forma a quienes producirán conocimiento. En ese terreno la IA no es una posibilidad futura sino una presencia medida. Un análisis de más de quince millones de resúmenes de la literatura biomédica estimó que al menos el 13.5% de los publicados en 2024 pasó por un modelo de lenguaje, con proporciones cercanas al 40% en algunos subcampos (Kobak et al., 2025), y estudios equivalentes encuentran huellas comparables en los dictámenes de revisión por pares (Liang et al., 2024). La encuesta global de *Nature* a casi cuatro mil doctorandos registra un uso creciente para redactar, programar y buscar, junto con el temor de que la herramienta erosione las capacidades que el doctorado debería formar (Nordling, 2026). La pregunta del posgrado no es si la IA entrará en la escritura de investigación. Ya entró. La pregunta es cómo formar investigadores que la dirijan con criterio y respondan por sus resultados. Los casos que sustentan esta sección, políticas de escuelas de posgrado, normas editoriales y casos de detección, se documentan uno por uno en el Anexo B.

LA IA YA ESTÁ EN LA LITERATURA

≥
13.5%

de los resúmenes biomédicos publicados en 2024 pasó por un modelo de lenguaje, según un análisis de más de quince millones de resúmenes, con proporciones cercanas al 40% en algunos subcampos (Kobak et al., 2025).

Las editoriales científicas ofrecen la referencia normativa más madura, y conviene que las normas de los posgrados dialoguen con ellas porque son las mismas reglas bajo las cuales el estudiantado publicará. El consenso editorial establece que un sistema de IA no puede figurar como autor porque no puede asumir responsabilidad, que las personas autoras responden por todo el contenido y que el uso se declara (Committee on Publication Ethics, 2023; International Committee of Medical Journal Editors, 2026). Las políticas de las grandes editoriales añaden una distinción operativa útil, la corrección de estilo asistida no requiere declaración mientras que la generación de contenido sí, siempre con revisión humana y responsabilidad íntegra de quien firma (Elsevier, 2026). Alinear los criterios de las tesis con esas reglas evita formar en un estándar distinto del que regirá la vida académica de las personas egresadas.

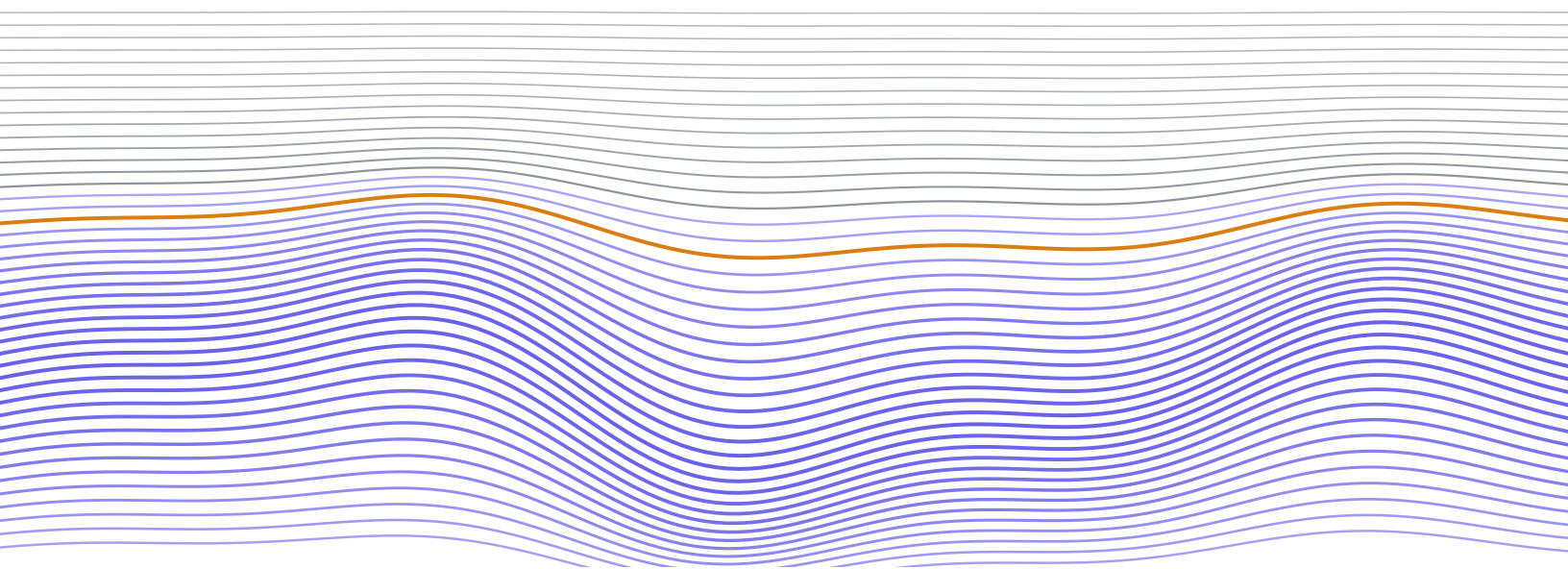
La experiencia internacional muestra un patrón convergente que no descansa en la detección. Las escuelas de posgrado que ya publicaron políticas piden acordar el uso con la dirección de tesis y el comité, declarar de manera estructurada qué herramienta se usó, con qué propósito y en qué etapa, conservar la responsabilidad completa sobre el contenido y poder sostener el trabajo en el examen de grado (Open University Graduate School Network, 2025; UCL Doctoral School, 2025; University of Toronto, School of Graduate Studies, 2026). En México, la UNAM avanzó en la misma dirección con recomendaciones institucionales y un protocolo para posgrados basado en la declaración de uso ético («UNAM desarrolla protocolo para el uso ético de la inteligencia artificial en los posgrados», 2025; Universidad Nacional Autónoma de México, Grupo Académico IAGEN, 2025). Los usos legítimos también se enseñan. Explorar un tema, apoyar una búsqueda bibliográfica o pulir la redacción pueden aprovechar estas herramientas, mientras que delegar la lectura crítica o la síntesis intelectual vacía la formación, la misma tríada de decisiones que este documento propone para cualquier nivel (§4.5, usos por nivel y disciplina).

El examen de grado adquiere en este contexto un valor renovado. Si la fluidez de un texto ya no demuestra por sí sola el esfuerzo intelectual de quien lo firma, la conversación académica rigurosa vuelve a ser el lugar donde la comprensión se hace visible. La literatura propone transformar la defensa de la tesis de una confirmación ceremonial en una indagación exploratoria que pida razonamiento espontáneo y juicio propio, y preparar a los comités para conducirla así (Storey, 2026). A escala de programa, la arquitectura que recomiendan los organismos de aseguramiento combina momentos asegurados que verifican el logro individual, como defensas, coloquios y avances presentados en persona, con trabajo abierto donde la IA participa de manera declarada (Lodge et al., 2023; Tertiary Education Quality and Standards Agency, 2026). La supervisión conserva un papel que la herramienta no sustituye. La evidencia empírica encuentra que la retroalimentación de un chatbot se concentra en la tarea, mientras la de quien supervisa es relacional, contextual y formativa, por lo que puede complementarse sin confundirse (Gumede y Gumede, 2026; Jensen et al., 2025).

Queda una advertencia de equidad específica para el posgrado latinoamericano. Quienes escriben y publican en inglés como segunda lengua son la población con mayor riesgo documentado de falso positivo en los detectores automáticos (Liang et al., 2023). Someter tesis y artículos de posgrado a esos sistemas como filtro expone justamente a las personas que la institución busca proyectar internacionalmente. Las razones desarrolladas en §5.6 aplican aquí con más fuerza, porque las consecuencias de una acusación falsa sobre una trayectoria de investigación son mayores.

DETECTORES Y SEGUNDA LENGUA

Quienes escriben y publican en inglés como segunda lengua son la población con mayor riesgo documentado de falso positivo en los detectores automáticos (Liang et al., 2023). Someter tesis y artículos de posgrado a esos sistemas como filtro expone justamente a las personas que la institución busca proyectar internacionalmente.



6

Cuidar a las personas y sostener la formación

Transparencia, sesgos, datos, responsabilidad, acuerdos revisables, formación y condiciones para sostener el cambio. Son recomendaciones para deliberar y elementos que conviene cuidar en cualquier iniciativa; no crean normas ni asignan competencias.

Los cuidados no se añaden al final de una actividad o una compra tecnológica. Forman parte de la decisión desde el principio, y en ellos se concreta la exigencia de ética enunciada entre los principios de la presentación (§1), la de considerar los efectos de un uso sobre las personas, sus datos y su aprendizaje antes de actuar. Antes de incorporar una herramienta conviene preguntar qué necesita saber quien la usará, qué errores o sesgos puede reproducir, qué datos recibirá, quién responderá por el resultado, qué acuerdos hacen falta, qué formación existe y qué condiciones sostendrán el cambio. Los apartados siguientes desarrollan esas preguntas en ese orden. Son propuestas para deliberar y no sustituyen las disposiciones aplicables; donde una decisión exceda a un curso o a un programa, se indica solo que necesita a quien pueda comprometer a la institución, sin describir estructuras ni procedimientos vigentes.

Cuatro cuidados que forman parte de la actividad

Se consideran antes, durante y después de utilizar una herramienta

1 Explicar el uso

El grupo sabe qué tareas puede hacer la IA
Cada persona explica qué aportó la IA
El profesorado también explica cuándo la usa

Uso comprensible

2 Equidad y posibles sesgos

Los sistemas no son neutrales:
reproducen sesgos
Comparar sus respuestas con otras fuentes,
voces y experiencias del contexto

Revisión crítica

3 Privacidad y datos

Evitar que una actividad requiera entregar
datos sensibles a servicios opacos
Definir qué se procesa fuera, bajo qué
garantías y quién puede acceder

Información protegida

4 Responsabilidad

La IA puede aportar ideas,
pero no responde por ellas
La persona conserva la responsabilidad:
explica, justifica y responde por el trabajo

Decisión humana

Situaciones que necesitan acuerdos o una consulta antes de actuar

Datos personales o confidenciales · decisiones que afectan derechos o seguridad
Información fabricada · respuestas que reproducen violencia o discriminación

La instancia competente define las reglas y consecuencias; esta figura solo ayuda a reconocer la consulta

Figura 27 · Cuatro cuidados que forman parte de la actividad. Conviene explicar cómo se utilizó la IA, revisar posibles sesgos, proteger la información y mantener la responsabilidad humana. Los datos confidenciales y las decisiones que afectan derechos o seguridad necesitan acuerdos o una consulta antes de actuar.

6.1 Transparencia y declaración de uso

El reto puede observarse en una universidad pública mexicana. Aunque la gran mayoría del estudiantado reportó usar IA generativa para tareas académicas, solo una pequeña fracción declaraba ese apoyo. Casi todas las personas reconocían que ocultarlo era problemático y pedían

formación para usarlo con responsabilidad (Martínez-Torres et al., 2025). El caso muestra que pedir una declaración sin enseñar cómo hacerla deja una regla difícil de cumplir y deja al grupo sin ejemplos para explicar el uso de IA en su trabajo.

Explicar cómo intervino la IA en un trabajo es una práctica de **transparencia**, la forma concreta que adopta aquí la exigencia enunciada con ese nombre entre los principios de la presentación (§1), la de describir cómo intervino la herramienta en lugar de ocultarlo. Puede bastar con señalar qué herramienta se utilizó, para qué se consultó, qué se comprobó y qué decisiones quedaron en manos de la persona. Esta explicación no debería funcionar como una confesión de culpa, sino como una parte normal de la descripción del proceso. Las guías éticas de referencia coinciden en que conocer cuándo y cómo intervienen sistemas algorítmicos es una condición básica de un uso responsable (Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture (European Commission), 2022; Uunona y Goosen, 2023). Además de favorecer la honestidad, la declaración permite comprender mejor las decisiones que formaron parte del aprendizaje (§5).

Explicar cómo intervino la IA no debería funcionar como una confesión de culpa, sino como una parte normal de la descripción del proceso.

La transparencia no consiste solamente en declarar que se utilizó IA. Consiste en hacer visible cómo intervino en el razonamiento y qué control ejerció la persona sobre sus resultados, es decir, qué se pidió, qué se comprobó y qué se cambió. El registro selectivo descrito en la evaluación del recorrido (§5.4) ofrece esa forma sin convertir la declaración en una transcripción.

Las revistas científicas ya normalizaron un formato sencillo para esa declaración, una nota que indica la herramienta utilizada, el propósito del uso y la confirmación de que las personas autoras revisaron el resultado y asumen la responsabilidad completa del contenido (Elsevier, 2026). Una fórmula semejante puede adaptarse a los trabajos escolares y a las tesis (§5.7, posgrado), de modo que el estudiantado practique desde el aula la misma transparencia que le pedirá su vida profesional y académica.

6.2 Sesgos, equidad y conocimiento del contexto

Los sistemas de IA no son neutrales. Aprenden de datos que contienen desigualdades y reflejan decisiones tomadas por quienes recopilaron esos datos y diseñaron el sistema (Bender et al., 2021; Noble, 2018). Por eso pueden representar con mayor detalle a ciertos grupos y repetir estereotipos o errores sobre otros. En este documento, **sesgo** significa una tendencia sistemática que favorece, omite o perjudica determinadas perspectivas; no se trata solamente de un fallo técnico (Birhane, 2021; Blodgett et al., 2020). El problema tampoco comenzó con la IA generativa, sino que forma parte de una historia más larga de la tecnología educativa (Williamson y Eynon, 2020).

Para una universidad pública mexicana existe un riesgo concreto. Muchos modelos se entrenan sobre todo con información en inglés y producida en el Norte global. En consecuencia, pueden representar de manera pobre o equivocada las variantes del español, las lenguas originarias y los saberes locales de México y América Latina. Si una comunidad acepta esas categorías como si fueran universales, puede ir dejando fuera sus propias formas de nombrar, investigar y comprender (Bracho-Fuenmayor, 2025; Mohamed et al., 2020). En América Latina y el Caribe se han impulsado propuestas para examinar estos daños desde el contexto regional (CLACSO y UNESCO Ecuador, 2024). Sin embargo, una revisión de 87 estudios encontró que la brecha digital, la desigualdad lingüística y las restricciones del Sur global siguen entre los aspectos menos investigados (Ni y Li, 2026).

De aquí se derivan dos acciones posibles. La primera es enseñar a estudiantes y docentes a detectar sesgos y comparar las respuestas con otras fuentes y experiencias (véase §6.7). La segunda es proteger la posibilidad de producir y validar conocimiento desde el propio contexto. Esto implica preguntar quién aparece en los datos, quién queda fuera y si una categoría tiene sentido para la comunidad antes de incorporarla a una actividad o decisión tecnológica (véase §8).

6.3 Privacidad y protección de datos

El uso de IA en la docencia puede implicar el tratamiento de datos personales de estudiantes y docentes, lo que exige un manejo cuidadoso y respetuoso de la privacidad (Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture (European Commission), 2022). Los datos educativos no son una mercancía neutra, pues su recolección y procesamiento reflejan relaciones de poder y pueden reproducir desigualdades si se gestionan sin criterio (D'Ignazio y Klein, 2020). En el caso mexicano, la IA generativa tensiona un marco de protección de datos que no fue diseñado específicamente para estos sistemas, lo que aconseja cautela y validación jurídica situada (Sánchez Díaz, 2024).

Como criterio mínimo, una actividad no debería requerir que el estudiantado introduzca nombres, expedientes, información sensible, trabajos de terceros o datos institucionales en servicios cuyo tratamiento se desconoce. Antes de utilizar un sistema externo conviene definir qué datos necesita realmente, cuáles pueden omitirse o anonimizarse, dónde se almacenan, quién puede acceder, durante cuánto tiempo se conservan y cómo se eliminan o exportan. Cuando la actividad genere textos, bitácoras o evidencias, también resulta pertinente permitir que la persona conserve una copia legible y portable. La decisión sobre qué datos pueden procesarse externamente, y bajo qué garantías, corresponde a quien pueda comprometer a la institución (véanse los acuerdos en §6.5 y la elección de tecnologías en §8).

DATOS PERSONALES Y SERVICIOS EXTERNOS

Una actividad no debería requerir que el estudiantado introduzca nombres, expedientes, información sensible, trabajos de terceros o datos institucionales en servicios cuyo tratamiento se desconoce. Antes de usar un sistema externo conviene saber qué datos necesita, dónde se almacenan, quién accede, cuánto tiempo se conservan y cómo se eliminan o exportan.

Un fenómeno emergente vuelve esta cautela especialmente concreta. En la encuesta nacional, cerca de 92 000 estudiantes declararon haber usado herramientas de IA con fines de apoyo emocional, ya fuera para desahogarse, buscar motivación o pedir consejo, y el 88% de quienes lo hicieron reporta que les fue de ayuda (Secretaría de Educación Pública, 2026). La política nacional propone leer ese dato como una oportunidad para dialogar sobre necesidades de salud mental que no encuentran respuesta en los servicios disponibles. También plantea un problema de privacidad, porque conversaciones íntimas están fluyendo hacia servicios comerciales externos y su tratamiento necesita garantías claras. La IA puede complementar el acompañamiento, pero no sustituir las relaciones humanas e institucionales descritas en §4.3 y §6.8.

APOYO EMOCIONAL CON IA

≈ 92
000

estudiantes declararon en la encuesta nacional haber usado herramientas de IA para desahogarse, buscar motivación o pedir consejo, y el 88% de quienes lo hicieron reporta que les fue de ayuda (Secretaría de Educación Pública, 2026). Son conversaciones íntimas que fluyen hacia servicios comerciales externos.

6.4 Responsabilidad y situaciones que piden acuerdos explícitos

Cuando una herramienta interviene en un trabajo, puede aportar frases, imágenes, código, preguntas o alternativas. Sin embargo, no puede explicar una intención propia, asumir una consecuencia ni rendir cuentas ante una comunidad. Por eso no funciona como autora en el mismo sentido que una persona (Bozkurt, 2024; Moffatt y Hall, 2024).

El criterio propuesto es que la **responsabilidad permanezca en la persona que presenta el trabajo**. Necesita comprenderlo, poder justificarlo y describir el papel de la IA sin ocultarlo ni atribuir a la herramienta una responsabilidad que no puede asumir. Así se concreta, en el plano del trabajo académico, la exigencia de responsabilidad enunciada entre los principios de la presentación (§1), según la cual cada uso tiene a alguien que puede explicarlo y responder por él. Por ejemplo, si una estudiante utilizó IA para encontrar una objeción a su argumento, puede explicar cuál fue, cómo la comprobó y qué cambio decidió hacer. La herramienta aportó una intervención reconocible; la decisión y la responsabilidad final siguen siendo humanas (Jie, 2024). En el contexto educativo mexicano se ha señalado que integrar IA exige un enfoque crítico que preserve la validez y la justicia educativa (Martínez Esteban y Morales Vázquez, 2025; Ramírez Chávez y Litardo Caicedo, 2025).

REGLA DE DECISIÓN · AUTORÍA DE LA DECISIÓN

Si una decisión se tomó con apoyo de IA, **entonces** quien la presenta sigue siendo autor de la decisión y responsable de sus consecuencias, **porque** la herramienta no puede explicar una intención propia ni rendir cuentas ante las personas a las que esa decisión afecta (Vázquez Parra, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 9-15).

Los escenarios siguientes muestran dónde conviene acordar límites antes de incorporar IA. No son un catálogo de faltas, permisos ni sanciones; son situaciones que piden cuidado y una expectativa comunicada antes. Desde los principios de este documento, requieren especial atención las situaciones en las que:

- una persona presenta como propio un trabajo generado total o parcialmente con IA sin describir ese apoyo, cuando la actividad busca evidenciar su análisis, comprensión o producción intelectual;
- la IA generativa resuelve un examen, una evaluación o una práctica cuya condición acordada era el trabajo individual o sin IA;
- se entrega una salida sin lectura crítica, comprensión ni apropiación suficientes para explicar y defender el resultado (véase §5);

- se fabrican o reproducen datos, citas, referencias o evidencias falsas o inexistentes;
- un sistema automatizado desplaza la orientación, el acompañamiento o una decisión evaluativa que requiere interacción y juicio humanos (véanse §4.3 y §5);
- se producen o amplifican desinformación, discriminación, acoso o violencia digital;
- se introducen datos personales, información confidencial o contenidos de terceros en un servicio sin garantías suficientes de privacidad, seguridad y derechos de uso (véanse §6.3 y §8.4).

La respuesta formativa distingue entre desconocimiento, error, uso no acordado y conducta deliberada, y supone que las expectativas se comunicaron con anticipación. Convertir esa distinción en reglas o consecuencias no le corresponde a un documento orientador.

6.5 Acuerdos revisables, del curso al programa

La evidencia internacional favorece **criterios que puedan revisarse** en lugar de reglamentos cerrados que enumeren usos permitidos y prohibidos (Holmes y Miao, 2023; Russell Group, 2023). El motivo es práctico. Los modelos, los precios y las condiciones de servicio cambian con rapidez. Una lista de herramientas permitidas puede quedar desactualizada en pocos meses. Un conjunto de preguntas sobre aprendizaje, datos, acceso y responsabilidad permite volver a decidir cuando cambian las condiciones.

Una lista de herramientas permitidas puede quedar desactualizada en pocos meses. Un conjunto de preguntas sobre aprendizaje, datos, acceso y responsabilidad permite volver a decidir cuando cambian las condiciones.

La comparación entre universidades públicas muestra una distribución frecuente. Las decisiones sobre una actividad permanecen cerca del curso, mientras la institución atiende la protección de datos, las herramientas aprobadas y los riesgos que afectan a toda la comunidad (La-France, 2026). Esa distribución no debe copiarse automáticamente. En América Latina y el Caribe el uso avanza más rápido que los acuerdos, el presupuesto y la evaluación institucional. Cada universidad necesita organizar las decisiones de acuerdo con sus capacidades reales (Valentini, 2026).

Para que los criterios comunes no desaparezcan y tampoco se conviertan en una regla idéntica para todas las actividades, una opción es concretarlos en cuatro ámbitos relacionados (Digital Education Council, 2026a):

1. **Principios comunes**, como la integridad del aprendizaje, la responsabilidad humana, la transparencia, la equidad y el acceso, el cuidado de los datos y la revisión continua.
2. **Acuerdos generales**, si alguna instancia decide emitirlos, para traducir los principios en lineamientos de licenciamiento, privacidad o integridad.
3. **Guía disciplinar**, elaborada por programas y academias, que adapta los acuerdos a la realidad de cada campo.
4. **Expectativas de curso**, fijadas por el docente en el *syllabus*, donde se establece qué usos se permiten, qué se declara, qué se excluye y cómo se evalúa el proceso.

Esta organización permite que un acuerdo general se exprese de forma distinta en medicina, en letras o en ingeniería, sin perder coherencia.

De la institución al curso: qué puede aclarar cada ámbito



Figura 28 · De la institución al curso: qué puede aclarar cada ámbito. La institución puede acordar cuidados y herramientas; los programas pueden adaptarlos a su disciplina; y cada curso explica al grupo qué se espera. Es un ejemplo para conversar: no describe normas ni autoridades ya definidas.

Cada ámbito puede aclarar lo que solo él conoce. La institución es la única que ve a la comunidad completa y puede comprometer recursos en su nombre, conoce los contratos, las condiciones de tratamiento de datos y los costos agregados de un servicio, así que allí se atienden los criterios comunes, las herramientas autorizadas y las medidas que protegen la privacidad y el aprendizaje de todas las personas (Digital Education Council, 2025c). Un programa sabe qué significa comprobar una afirmación en su disciplina, qué capacidades promete su titulación y

qué prácticas esperan a su estudiantado, y por eso traduce los criterios comunes a exigencias disciplinares, incluida la arquitectura de evaluación descrita en la sección anterior (§5.5). La asignatura conoce al grupo concreto, la actividad y el momento del semestre, y por eso comunica expectativas precisas que ninguna instancia más lejana podría fijar sin volverlas genéricas. Distribuir así las decisiones también significa conservar con claridad quién responde por cada una; la exigencia de responsabilidad enunciada entre los principios de la presentación (§1) opera aquí más allá del trabajo individual.

QUIÉN RESPONDE POR QUÉ

El estudiante puede explicar la autenticidad y la comprensión de su trabajo; el docente, el diseño y la comunicación de la actividad; el programa, la traducción disciplinar y las condiciones formativas; y la institución, las decisiones que adopte sobre servicios y datos. Ningún nivel traslada automáticamente su parte a otro.

Esta distinción importa ante una duda razonable sobre un trabajo. No es lo mismo incumplir un acuerdo que fue explicado y practicado que encontrarse por primera vez ante una expectativa ambigua. La integridad se orienta aquí hacia la formación y no hacia la vigilancia, como explica la sección sobre integridad académica (§5.6), y la prioridad es enseñar a usar la IA con criterio y pedir muestras comprensibles del recorrido (Digital Education Council, 2026a). Cuando aun así surge una duda, la primera instancia es el propio curso, porque allí existen la relación y la información para resolver la mayoría de los casos mediante una conversación sobre el trabajo, uno de los instrumentos para conocer el recorrido (§5.4). Si la conversación no la disipa, el programa puede aportar el criterio disciplinar y una revisión entre pares; los casos que pudieran tener consecuencias mayores corresponden a las instancias que la universidad ya tiene para atender responsabilidades y derechos, porque un documento orientador no crea procedimientos. En cualquier punto conviene cuidar que la expectativa incumplida se haya comunicado antes, que la persona sea escuchada y pueda mostrar su recorrido, que una señal automática no funcione como veredicto y que la respuesta distinga desconocimiento, error, uso no acordado y conducta deliberada. La participación humana necesita aumentar cuando una decisión puede causar consecuencias mayores, porque usar IA generativa para mejorar la claridad de un texto no requiere el mismo control que una recomendación sobre admisión, calificación o apoyo estudiantil (Digital Education Council, 2025b). Diversas universidades han preferido distribuir criterios antes que adoptar reglamentos uniformes (Cornell University, 2023; Duke University, 2023; Grundy, 2023; Minerva Project, 2023; Stanford University, 2023). En México existen referentes, con naturaleza y autoridad diferentes, en el Tecnológico de Monterrey, la UNAM

y la UnADM (Tecnológico de Monterrey, 2024; Universidad Abierta y a Distancia de México, 2024; Universidad Nacional Autónoma de México, Grupo Académico IAGEN, 2025). Sirven para comparar posibilidades, no como reglas que puedan copiarse.

Estas orientaciones no crean normas ni sustituyen a las existentes. Si alguna instancia decidiera retomarlas, tendría que leerlas junto con el marco que la universidad ya se ha dado, como el Código de Ética (Universidad de Guadalajara, 2018) y el Código de Conducta, los reglamentos que rigen la evaluación y los planes de estudio, y las instancias que atienden responsabilidades y derechos universitarios, de modo que la conversación sobre IA no funcione como un régimen paralelo. La conversación tampoco ocurre solo dentro de la universidad. El observatorio nacional sobre IA en la educación superior permite comparar experiencias y evitar que cada institución resuelva sola problemas comunes (ANUIES et al., 2025), los compromisos regionales sobre IA ética ofrecen otro punto de contraste (UNESCO, 2024) y la propia regulación de la IA sigue en construcción y en disputa, por lo que seguir su evolución con mirada crítica forma parte de la tarea (Cheng y Liu, 2024). El criterio de volver a revisar, enunciado entre los siete de la sección de contexto (§2.5), se concreta en una revisión periódica, por ejemplo anual, que reúna los casos ocurridos, la nueva evidencia, los cambios tecnológicos relevantes y los ajustes a la formación, y que deje rastro de sus decisiones.

6.6 Qué pueden esperar y qué pueden aportar estudiantes y docentes

Estas orientaciones también pueden servir para conversar sobre las condiciones que ayudan a estudiar y enseñar con IA sin perder el juicio ni el cuidado de las personas. Los párrafos siguientes describen qué podría esperar cada quien y qué puede aportar, junto con las razones de cada expectativa. Son propuestas que cada comunidad puede discutir y adaptar, no un régimen de derechos y obligaciones ya vigente.

Lo primero que el estudiantado puede esperar es no encontrarse con la IA a ciegas. Antes de una actividad necesita una explicación de las posibilidades, los límites y los riesgos de la función de IA prevista para la tarea, además de instrucciones comprensibles sobre qué puede usarse y para qué. La razón se explicó al hablar de integridad. Una expectativa que nunca se

comunicó no puede exigirse después, y buena parte de los conflictos sobre IA nace de reglas que el grupo conoció cuando ya era tarde (§5.6, §6.5). A esa claridad previa se suman oportunidades reales de analizar, cuestionar y comprobar respuestas, porque examinar lo recibido es una capacidad que se aprende practicando y no una disposición espontánea (§6.7, qué necesita aprender la comunidad). También necesita un acompañamiento que no se diluya en la auto-

ACUERDO RECÍPROCO

Casi todo lo que una parte puede esperar existe porque la otra lo aporta, y al revés. Por eso condiciones y aportaciones se discuten juntas y no como cargas separadas.

matización, es decir, retroalimentación humana, decisiones evaluativas bajo responsabilidad docente y transparencia sobre los momentos en que un sistema de IA interviene en la enseñanza, los materiales o la evaluación. Quien estudia también puede esperar una manera viable de lograr el mismo aprendizaje cuando una herramienta no le resulte accesible o no sea adecuada, de modo que el acceso desigual no se convierta en desventaja académica (§7.2, brecha digital y equidad).

Estas condiciones tienen contrapartes. El estudiantado aporta, ante todo, la disposición de comprender y poder explicar el trabajo que presenta, porque esa comprensión es lo que la evaluación intenta reconocer y lo que ningún apoyo puede suplir (§6.4, responsabilidad por el trabajo). De ella se derivan las demás aportaciones, como contrastar las afirmaciones centrales antes de darlas por buenas, respetar los acuerdos comunicados para cada actividad, describir el apoyo recibido cuando resulte relevante para comprender el trabajo y proteger los datos personales, confidenciales o de terceros que una consulta podría exponer, conforme a los cuidados de privacidad (§6.3). Ninguna de ellas es un requisito burocrático añadido al aprendizaje; cada una es una forma de ejercer la dirección del propio trabajo que el documento viene proponiendo desde el marco conceptual (§3.1).

El profesorado, por su parte, puede esperar condiciones que hagan posible el trabajo que se le pide. Necesita margen pedagógico dentro de los acuerdos aplicables, porque es quien conoce al grupo y a la actividad, y una regla que no deja decidir nada tampoco deja enseñar. Necesita formación, tiempo y acompañamiento, porque rediseñar actividades y evaluación es trabajo real que no se resuelve con buena voluntad (§6.8, acompañamiento e incentivos). Necesita conocer los criterios institucionales que le afectan y poder participar en su elaboración y revisión, de modo que los acuerdos recojan la experiencia de quienes los aplicarán. Y necesita conservar su juicio disciplinar frente a recomendaciones automatizadas, junto con reglas claras sobre los datos, los materiales y el reconocimiento de su producción intelectual, para que incorporar una herramienta no signifique ceder el criterio ni el crédito por el propio trabajo.

Lo que el profesorado aporta corresponde a ese margen. Diseña actividades alineadas con los resultados de aprendizaje y explica en cada una qué se espera y por qué, pues la claridad que el estudiantado puede esperar depende de esa comunicación. Ofrece alternativas viables cuando una herramienta no está al alcance de todas las personas, valida los materiales que entrega y describe sus propios usos relevantes de IA, porque la transparencia que se pide al grupo pierde sentido si no rige también para quien enseña. Protege los datos y los derechos de terceros en las herramientas que incorpora y supervisa cualquier apoyo automatizado que intervenga en la orientación, el acompañamiento o la evaluación, de modo que ninguna decisión con consecuencias para una persona quede sin revisión humana (§6.5).

Qué pueden esperar y qué pueden aportar estudiantes y docentes

Estudiantado

Profesorado

Puede esperar

Lo que necesita para participar

Recibir instrucciones claras y ejemplos
 Contar con acompañamiento humano
 Conocer los criterios antes de la actividad
 Tener una opción accesible con o sin IA
 Saber qué información se utilizará

Lo que necesita para enseñar

Recibir formación, tiempo y acompañamiento
 Conocer las herramientas disponibles
 Participar en los acuerdos de su disciplina
 Conservar el juicio sobre el aprendizaje
 Saber dónde consultar una situación dudosa

Contribuye

Lo que aporta al aprendizaje

Comprueba la información que recibe
 Toma y explica las decisiones importantes
 Describe qué aportó la IA a su trabajo
 Cuida datos propios y de otras personas

Lo que aporta a la enseñanza

Revisa los materiales que prepara con IA
 Aclara qué hará la IA y la opción sin IA
 Ofrece retroalimentación y apoyo humano
 Protege datos y conserva la evaluación final

Ejemplo para conversar y acordar; no representa reglas institucionales vigentes

Figura 29 · Qué pueden esperar y qué pueden aportar estudiantes y docentes. El estudiantado necesita instrucciones claras, apoyo humano, criterios y opciones accesibles; contribuye al comprobar información, explicar decisiones y cuidar datos. El profesorado necesita formación, tiempo y apoyo; contribuye al explicar las actividades, revisar materiales y conservar la evaluación final. Son ejemplos para conversar, no reglas vigentes.

Vistas en conjunto, las condiciones y las aportaciones no forman dos listas paralelas sino un acuerdo recíproco, porque casi todo lo que una parte puede esperar existe porque la otra lo aporta, y al revés. Por eso conviene discutir las juntas, como hace la figura, y no repartirlas como cargas separadas.

6.7 Formarse para conservar el criterio

Llevar estas orientaciones a la práctica requiere desarrollar capacidad humana e institucional. El marco de las tres literacidades (§3) precisa qué se busca formar. Aquí se propone cómo diagnosticar el punto de partida, enseñar esas capacidades y sostener su ejercicio con acompañamiento. El objetivo es que las personas puedan elegir, justificar y revisar formas distintas de trabajo, incluida la decisión de no usar IA. No se afirma que exista un programa institucional vigente con estas características.

Un diagnóstico útil parte de una tarea breve de la disciplina. Puede pedir a la persona que delimite una petición a la IA, examine su respuesta y explique cómo la incorporaría a un trabajo. La observación permite reconocer qué recursos operativos maneja, qué comprobaciones realiza y qué decisiones puede sostener. También necesita preguntar por conectividad, accesibilidad, experiencia previa, tiempo disponible y apoyos humanos. Una dificultad de acceso no debe interpretarse como falta de criterio; el diagnóstico sirve para ajustar la formación.

La disposición del profesorado a incorporar IA depende en buena medida de que esa formación exista y reduzca la incertidumbre (Kaplan-Rakowski et al., 2023). Ofrecerla es una condición para pedir un uso fundado y responsable.

Un criterio formativo básico es no exigir una práctica que antes no se haya explicado, ejemplificado y ensayado. Como referente para ordenar posibles trayectos, el marco de competencias de IA para docentes de la UNESCO organiza el desarrollo profesional desde una mentalidad centrada en lo humano hasta la pedagogía de la IA y el aprendizaje profesional continuo (Miao y Cukurova, 2024). Las revisiones sistemáticas señalan que el desarrollo profesional docente en IA sigue siendo incipiente y desigual, y sugieren trayectos sostenidos antes que talleres aislados (Sperling et al., 2024; Tan et al., 2025). La evidencia regional también aconseja partir de un diagnóstico situado, no de un nivel supuesto (Digital Education Council, 2026b; Valentini, 2026). En el caso mexicano la demanda está documentada. El 91% del profesorado manifiesta interés en tomar cursos de formación en IA, pero el acceso a esa formación es muy desigual entre subsistemas, ya que en algunos uno de cada dos docentes ha tomado ya un curso vinculado a la IA y en otros apenas uno de cada cuatro (Secretaría de Educación Pública, 2026).

DEMANDA DE FORMACIÓN

91%

del profesorado mexicano manifiesta interés en tomar cursos de formación en IA, pero el acceso es desigual entre subsistemas, de uno de cada dos docentes con un curso en algunos a uno de cada cuatro en otros (Secretaría de Educación Pública, 2026).

La alfabetización en cocreación merece una descripción propia porque no se aprende por exposición. Puede cultivarse como una progresión de tres momentos. Primero la persona aprende a *detectar* la cocreación, es decir, a reconocer que un resultado no salió solamente de ella ni solamente del modelo.

Después aprende a *sostenerla*, manteniendo el control del proceso, reformulando peticiones y descartando respuestas plausibles que no cumplen su criterio. Finalmente puede aprender a *diseñarla para otras personas*, creando actividades en las que su estudiantado conserve esa misma dirección. Cada momento requiere práctica supervisada, retroalimentación y reflexión sostenida, por lo que resulta inseparable del acompañamiento institucional que describe el apartado de comunidades de práctica (§6.8).

TRES MOMENTOS

Detectar la cocreación, sostenerla conservando el control del proceso y diseñarla para otras personas. Cada momento requiere práctica supervisada, retroalimentación y reflexión.

Un programa de formación puede trabajar estos aspectos en talleres, módulos, comunidades de práctica o proyectos de distinta duración. Como ejemplo adaptable, un trayecto podría combinar seis énfasis, la evaluación crítica de respuestas, la conciencia sociotécnica y ética, la agencia y la cocreación, el uso selectivo que incluye el derecho a no usar la IA, la adaptación disciplinar y un cierre integrador en el que cada participante documenta un trabajo propio con y sin asistencia, de modo que la evidencia incluya el recorrido y no solo el producto, como propone la sección de evaluación (§5). Las horas, los formatos y el orden corresponden a quien diseñe el programa.

El acompañamiento puede organizarse en una secuencia de ejemplo trabajado, práctica propia, retroalimentación y nueva aplicación. El ejemplo permite ver las decisiones de quien sabe; la práctica muestra dónde hace falta ayuda; la retroalimentación ofrece razones para revisar; y la nueva aplicación permite observar si lo aprendido se transfiere. Se ajustan el tiempo y los apoyos según el diagnóstico, en lugar de asignar a cada participante un nivel fijo por la herramienta que conoce.

Conservar el criterio significa mantener el rumbo del trabajo. La persona decide qué intenta comprender o producir, qué razones considera suficientes, qué cambia y de qué resultado puede responder.

Freyman llama **soberanía cognitiva** a la capacidad de sostener un juicio propio, advertir qué operaciones realiza o sustituye la herramienta y elegir conscientemente la relación que se establece con ella (Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, p. 31). Aquí se entiende de manera operativa, como la capacidad de conservar la comprensión, orientar la asistencia automatizada, examinar críticamente sus resultados y tomar una decisión que pueda explicarse y sostenerse como propia. No es una autosuficiencia imaginaria, porque nadie piensa sin lenguajes, fuentes, docentes, comunidades y dispositivos. Lo que se preserva es la capacidad de examinar las mediaciones que intervienen en el propio pensamiento. Sus cuatro componentes observables, intencionalidad, comprensión, control crítico y responsabilidad, coinciden con las cuatro preguntas de la dirección epistémica (§3.1) y con las cuatro acciones que pueden practicarse a continuación.

Formular es aclarar la intención antes de pedir una respuesta. La persona define qué intenta comprender o producir, qué límites tiene la tarea y qué características tendría una aportación útil. Por ejemplo, en vez de solicitar «mejora esta actividad», una docente puede precisar que busca una variante que permita practicar el mismo aprendizaje con menos tiempo de exposición.

Contrastar es comprobar la propuesta con algo que no proviene de la propia respuesta de la IA. Puede implicar revisar una fuente, recuperar conocimiento disciplinar, comparar con el contexto del grupo o pedir otra perspectiva. En el ejemplo anterior, la docente revisaría si la variante realmente permite practicar lo que le interesa y si puede realizarse con los recursos disponibles.

Decidir es conservar, transformar o descartar la propuesta por una razón que pueda explicarse. La IA puede ofrecer opciones, pero no conoce por sí sola todas las condiciones de la situación. La docente podría tomar una parte de la sugerencia, cambiar otra y rechazar un paso que añade complejidad sin mejorar el aprendizaje.

Responder es hacerse cargo del resultado y poder reconstruir el recorrido. Esto incluye explicar qué aportó la herramienta, qué comprobaciones se hicieron y qué decisiones fueron humanas. No se trata de narrar cada clic, sino de conservar la información necesaria para comprender cómo se llegó a una propuesta y quién sostiene la decisión final.

Estas acciones sirven en relaciones distintas. Ante una consulta puntual a la IA generativa, permiten seleccionar y verificar la respuesta. Cuando se encarga una operación acotada a la herramienta, ayudan a explicar qué se delegó y qué decisión permaneció en manos de la persona. En una interacción más extensa sostienen ciclos de propuesta y transformación. También permiten justificar que la IA no intervenga cuando desplazaría el aprendizaje o introduciría un riesgo innecesario. La investigación sobre trabajo conjunto entre personas e IA coincide en que el valor no reside en aumentar la participación del sistema, sino en conservar el propósito y la capacidad humana de responder (Samuel, 2026; Z. Wang et al., 2026). Los diseños que buscan pensamiento crítico necesitan señalar dónde se contrasta, dónde se reflexiona y cómo se reconstruye un argumento, en vez de suponer que cualquier conversación con una herramienta producirá aprendizaje (C. Li et al., 2026; Vendrell y Johnston, 2026).

La rutina de seis pasos presentada en §4.4 concreta estos movimientos para una actividad, a saber, posición inicial, delimitación de lo que se pide a la IA, comprobación, decisión, comparación y explicación final. En una formación docente puede ensayarse primero con un ejemplo completo, después con una actividad propia y finalmente mediante revisión entre pares. Así el concepto deja de ser una formulación abstracta y se vuelve una práctica observable.

6.8 Condiciones que sostienen el cambio

Incorporar IA no es un acto único ni una carrera en la que todas las unidades avanzan por la misma escala. Antes de ampliar una iniciativa conviene revisar seis áreas, a saber, quién decidirá y responderá; qué formación existe; qué apoyo recibe el personal; cómo aporta la propuesta a la educación; qué infraestructura necesita; y cómo se protegerán y recuperarán los datos (Digital Education Council, 2025c). Existen instrumentos que ordenan esa revisión como un **modelo de madurez**, con niveles que van de lo emergente a lo consolidado. Su valor no consiste en clasificar para juzgar ni en empujar a todas las unidades hacia el nivel más alto, sino en ofrecer un mapa común que ayude a situar cada contexto y planear el paso siguiente, siempre que describa capacidades reales y no se responda para aparentar avance. La revisión puede conducir a decisiones diferentes, como continuar, modificar, preparar condiciones, ampliar con cuidado o detener. La experiencia internacional muestra una brecha persistente entre las aspiraciones y la existencia real de acuerdos, presupuesto, personas responsables y formas de conocer los resultados (Elayan et al., 2026; Valentini, 2026). Un área fuerte no compensa una carencia crítica en otra; una buena infraestructura no vuelve aceptable un uso que expone datos o carece de propósito educativo.

¿Estamos preparados para esta iniciativa concreta?

Necesidad · personas · contexto · posibles daños
Puede haber fortalezas y carencias al mismo tiempo

Decisión y responsabilidad

Quién decide, consulta y revisa
Dónde pedir ayuda o corregir un daño

Formación y cuidados

Comprender, comprobar y explicar
Cuidar personas, datos y participación

Apoyo al personal

Formación, tiempo protegido y soporte
Intercambio de experiencias y reconocimiento

Aporte educativo

Qué mejora en enseñanza y aprendizaje
Cómo se observará ese aporte

Infraestructura

Acceso, capacidad y sostenibilidad
Soporte, costos y posibilidad de cambiar

Datos

Calidad, privacidad y acceso autorizado
Recuperar información y cambiar de servicio

Un área fuerte no compensa una carencia crítica

Después de revisar: continuar · modificar · preparar · ampliar · detener

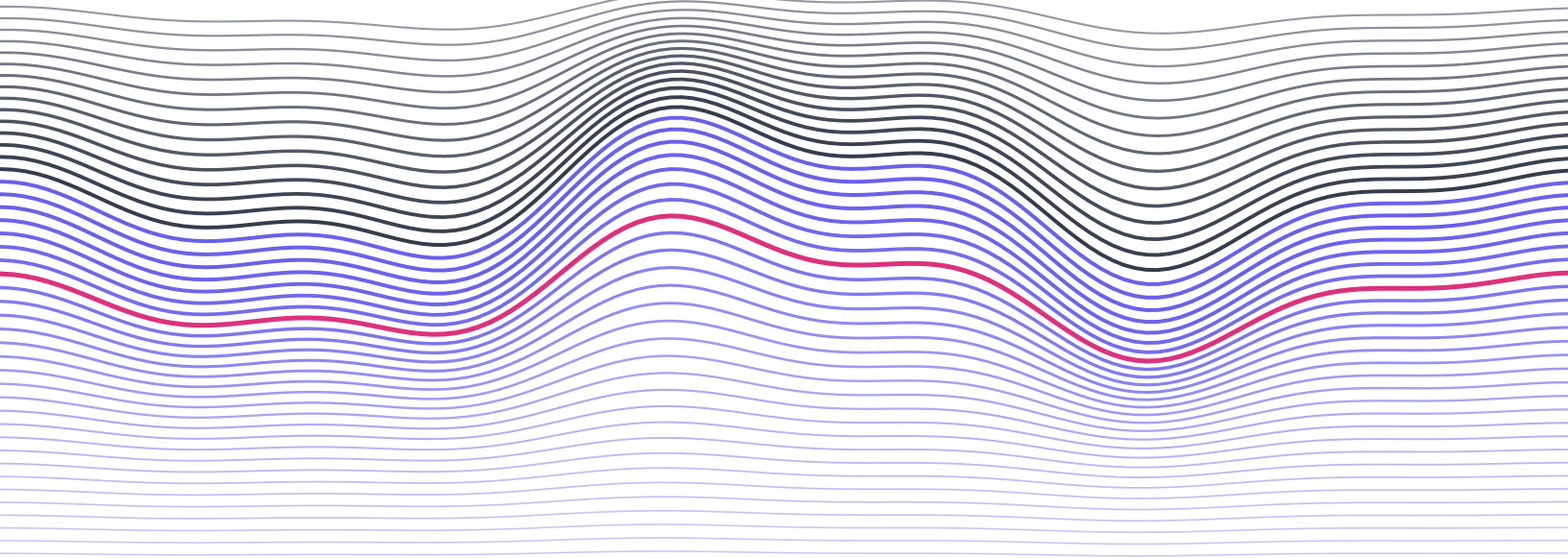
Figura 30 · Seis áreas que conviene revisar antes de ampliar. La figura pregunta quién decide, qué formación y apoyo existen, cuál es el aporte educativo, qué infraestructura hace falta y cómo se cuidarán los datos. Un área fuerte no compensa una carencia crítica en otra.

La capacidad no se construye solo con cursos. Un taller puede presentar criterios y ejemplos, pero el trabajo real de rediseñar una actividad, probarla con un grupo, corregirla y volver a intentarlo ocurre después, en condiciones que la formación por sí sola no crea. Tres de esas condiciones parecen decisivas. **El tiempo protegido** significa que rediseñar la enseñanza cuenta como trabajo y no como afición. Quien adapta una actividad para conservar el esfuerzo pro-

ductivo en la secuencia de la actividad (§4.1), prepara una alternativa viable sin IA (§4.5, usos diferenciados) o ensaya la rutina de dirección epistémica, formular, contrastar, decidir y responder (§6.7) necesita horas para iterar y rehacer; cuando ese tiempo no existe, la innovación queda reservada a quienes pueden pagarla con su tiempo personal, lo que decide silenciosamente quién participa. **Las comunidades de práctica** convierten los hallazgos individuales en criterio compartido. Un grupo estable que revisa entre pares diseños, procesos y resultados evita que el error resuelto en un curso se repita en el aula de al lado, y ofrece el acompañamiento sostenido que la alfabetización de cocreación necesita para pasar de detectar a sostener y a diseñar para otras personas; hacerlas posibles exige una convocatoria, un espacio periódico y una facilitación reconocida como trabajo, a las que pueden sumarse bancos de actividades, guías y ejemplos comentados (Digital Education Council, 2025b). **El reconocimiento** decide si las dos condiciones anteriores se sostienen o se agotan. Rediseñar una evaluación, documentar una experiencia o acompañar a colegas necesita contar en los instrumentos con los que ya se valora el trabajo académico, porque si los estímulos solo reconocen otra clase de productos, el mensaje efectivo desmiente al declarado.

La participación temprana de profesorado y estudiantado atraviesa las tres condiciones, porque permite discutir propósitos, criterios, datos y condiciones de salida antes de que una adquisición determine la práctica (OECD, 2026; Z. Wang et al., 2026). En estas condiciones se concreta, finalmente, la exigencia de compromiso enunciada entre los principios de la presentación (§1), la de sostener la formación, el acompañamiento y la revisión que cualquier acuerdo necesita para funcionar. Un documento puede proponer criterios; solo ese sostenimiento los convierte en práctica.

Sin tiempo protegido, comunidades de práctica y reconocimiento coherente, la responsabilidad de todo lo propuesto descansaría en el esfuerzo individual de cada docente.



7

Reconocer riesgos y revisar decisiones

Ningún riesgo obliga por sí solo a prohibir ni a continuar. Según el propósito, la evidencia y el riesgo, la respuesta razonable puede ser rediseñar, ofrecer alternativas, limitar el alcance, probar en pequeño o no incorporar la herramienta.

Deliberar sobre IA exige nombrar sus riesgos y relacionarlos con medidas proporcionales de mitigación. Esta sección consolida criterios desarrollados antes y añade otros de equidad, integridad y costo ecológico. No presupone que toda iniciativa deba continuar, pues según el propósito, la evidencia y el riesgo, una respuesta razonable puede ser rediseñar, ofrecer alternativas, limitar el alcance, probar en condiciones acotadas o no incorporar la herramienta.

La respuesta puede ser rediseñar, enseñar, ofrecer otra opción, limitar o no utilizar IA



Figura 31 · Cuatro riesgos y algunas respuestas posibles. Si la IA realiza el trabajo que se busca aprender, conviene proteger la práctica. Si el acceso es desigual, hace falta otra opción viable. Si el producto oculta las decisiones, puede pedirse una muestra breve. Si el costo ambiental es alto, debe compararse con alternativas más ligeras.

Los riesgos que suelen enumerarse en los inventarios éticos, como la información falsa, la dependencia, el empleo, la sostenibilidad, los derechos de autor, la antropomorfización o la salud mental (Guerra Jáuregui, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 4-8), no

corresponden al mismo nivel de responsabilidad. Ordenarlos por niveles evita el error de pedir al estudiantado que resuelva mediante un «uso ético» individual problemas que son de diseño pedagógico, institucionales o sistémicos. Cada nivel remite a quien cuenta con la información y la autoridad para decidir (§6.5, distribución de decisiones).

Cuatro niveles de responsabilidad ante los riesgos de la IA

Los riesgos de los inventarios éticos no corresponden al mismo nivel ni a la misma persona.

Escala de la responsabilidad

NIVEL	RIESGOS PRINCIPALES	QUIÉN RESPONDE
1 · Interacción individual	Dependencia y confianza excesiva Divulgación de datos personales Información falsa aceptada sin comprobar	Quien usa la herramienta y su docente
2 · Diseño pedagógico	Sustitución del aprendizaje esperado Evaluación que ya no distingue el aprendizaje Desigualdad de acceso dentro del grupo	Docente y programa (\$4, \$5 y \$6.5)
3 · Institucional	Privacidad, contratación y propiedad intelectual Interoperabilidad y capacidad de salida Formación y acompañamiento insuficientes	La institución (\$6.3, \$6.7 y \$8)
4 · Sistémico	Trabajo y concentración corporativa Extractivismo de datos y de conocimiento Energía, agua y minerales	Empresas, gobiernos e instituciones (\$7.4 y \$8.5)

Pedir al estudiantado que resuelva con un «uso ético» individual los niveles 2 a 4 es un error de atribución.

Cada nivel necesita a quien tiene la información y la autoridad para decidir (\$6.5).

Figura 32 · Cuatro niveles de responsabilidad ante los riesgos de la IA. La interacción individual, el diseño pedagógico, la institución y el sistema concentran riesgos distintos y responsables distintos. Pedir al estudiantado que resuelva con un uso ético individual los problemas de los niveles superiores es un error de atribución. Reorganización de un inventario de riesgos reciente (Guerra Jáuregui, en [Instituto para el Futuro de la Educación \(IFE\)](#), 2026, pp. 4-8).

Las tres literacidades ayudan a reconocer y responder a estos riesgos. Delimitar qué se pide a la IA generativa, examinar sus efectos y conservar decisiones propias requiere práctica, pero también medidas docentes e institucionales. La formación individual necesita acompañarse de condiciones de acceso, protección de datos y revisión de las iniciativas.

7.1 Cuando la IA realiza el trabajo que se necesita aprender

No toda delegación empobrece el pensamiento. Una calculadora puede encargarse de operaciones que la persona ya domina para que concentre su atención en interpretar un problema. Una agenda puede guardar fechas sin impedir que alguien comprenda sus compromisos. Encargar a una herramienta una operación conocida puede liberar tiempo y atención para decisiones más complejas; a esa delegación deliberada de lo ya dominado se le llama a veces *descarga cognitiva estratégica*, y puede incluso facilitar experiencias de aprendizaje más profundas al liberar recursos mentales para la reflexión (S. Wang y Zhang, 2026).

El problema aparece cuando se delega justamente la operación que la actividad pretendía enseñar. Si una persona necesita aprender a comparar fuentes y la IA realiza la comparación completa, quizá entregue un buen texto sin haber formado esa capacidad. La literatura llama **descarga cognitiva** a este traslado del trabajo intelectual hacia una herramienta (Lodge y Loble, 2026). El daño puede pasar inadvertido porque el producto no necesariamente empeora. Sus dos costos son menos visibles. El primero es la **atrofia** de la capacidad que la tarea debía formar, que deja de ejercitarse aunque los entregables sigan llegando. El segundo recibe el nombre de **deriva metacognitiva** y consiste en dejar de notar cuánto se ha dejado de pensar, de modo que la persona conserva una idea optimista de su propia competencia mientras depende cada vez más de las respuestas de la IA (Gerlich, 2025).

La investigación reciente da cuerpo a esta preocupación. Un estudio con 666 participantes encontró una relación entre el uso frecuente de herramientas de IA, una mayor dependencia de las herramientas y puntuaciones más bajas de pensamiento crítico. La relación fue más marcada entre las personas jóvenes (Gerlich, 2025). Otro experimento mostró que resolver una tarea con un modelo generativo, en lugar de buscar y elaborar la respuesta por medios propios, reduce la profundidad del aprendizaje (Melumad y Yun, 2025). Un experimento con registro de actividad cerebral apunta en la misma dirección, con las reservas de una muestra pequeña y una publicación todavía en revisión. Quienes escribieron ensayos con un asistente generativo mostraron menor conectividad neuronal, y minutos después no podían citar su propio texto; los autores llaman *deuda cognitiva* a ese efecto, que persistió cuando se retiró la herramienta

(Kosmyna et al., 2025). La filosofía de la técnica describe el mismo riesgo como una proletarianización del pensamiento, la pérdida gradual de un saber cuando se delega de manera sostenida su ejercicio (Alombert, 2025).

USO FRECUENTE Y PENSAMIENTO CRÍTICO

666

participantes de distintas edades y niveles educativos. El estudio encontró una relación entre el uso frecuente de herramientas de IA, una mayor dependencia de las herramientas y puntuaciones más bajas de pensamiento crítico, más marcada entre las personas jóvenes (Gerlich, 2025).

El riesgo es mayor para quien apenas construye los conocimientos básicos de un campo. En esa etapa todavía no existe suficiente experiencia para juzgar si una respuesta es buena, incompleta o falsa (Lodge y Loble, 2026). Por eso no basta con advertir al final que «hay que pensar». Durante la actividad conviene pedir que la persona se detenga, identifique qué parte está haciendo la herramienta y decida qué necesita comprobar (Guo y Ye, 2026). El problema aumenta cuando se incorpora IA por moda o inercia, sin preguntar qué aporta ni qué desplaza (Guest et al., 2026; Selwyn, 2024).

La sustitución suele ocurrir poco a poco. Casi nadie decide conscientemente «dejar de pensar»; simplemente encuentra una manera más rápida de terminar y deja de notar qué operación ya no practica. La investigación metacognitiva precisa por qué ocurre así. Lo que una persona cree en general sobre su propio pensar es una imagen relativamente estable de sus ca-

pacidades, mientras que lo que experimenta al delegar cada paso es una señal cambiante, ligada al momento. La deriva se aloja en la distancia entre ambas, porque la creencia estable permanece optimista mientras la experiencia concreta va cediendo el control. Por eso las intervenciones eficaces actúan en el instante en que se delega, con pausas que preguntan qué está haciendo la herramienta y qué necesita comprobarse, y no como una advertencia genérica al final (Guo y Ye, 2026). A escala de grupo o de institución, el mismo patrón puede aparecer como una paradoja de productividad, con más textos producidos en menos tiempo y una comprensión que no crece al mismo ritmo. Los estudios sobre pensamiento crítico y creativo muestran resultados distintos según la manera de usar el sistema (C. Li et al., 2026). Por eso conviene

DERIVA METACOGNITIVA

Dejar de notar cuánto se ha dejado de pensar. La persona conserva una idea optimista de su competencia mientras depende cada vez más de las respuestas de la IA (anexo C).

observar durante la actividad qué preguntas formula la persona, qué comprueba y qué decisiones conserva, en lugar de atribuir un efecto uniforme a la herramienta. Producir más textos y hacerlo más rápido no siempre significa comprender mejor.

Casi nadie decide conscientemente «dejar de pensar»; simplemente encuentra una manera más rápida de terminar y deja de notar qué operación ya no practica.

Tres decisiones pedagógicas pueden reducir este riesgo. La primera es permitir que el grupo practique la capacidad antes de introducir la asistencia, la secuencia propuesta para el diseño de la actividad (§4.1). La segunda es detenerse durante el proceso para preguntar qué parte está realizando la persona y qué parte la herramienta (§6.7, metacognición). La tercera es observar algunas decisiones además del resultado final, como propone la evaluación del recorrido (§5). Si una actividad no puede conservar esas condiciones, limitar o excluir la IA en esa etapa puede ser una decisión razonable.

El objetivo no es utilizar la menor cantidad posible de IA. Es distinguir cuándo una respuesta de IA abre preguntas y obliga a revisar, y cuándo termina haciendo el trabajo que la persona necesitaba aprender. Formular una intención, contrastar lo recibido, decidir y responder por el resultado ofrece una manera práctica de observar la diferencia (Nasr et al., 2025; Samuel, 2026).

7.2 Brecha digital y equidad

Pensemos en un grupo distribuido entre una sede metropolitana y otra regional. La misma actividad exige consultar varias veces un servicio de pago y permanecer en línea, pero una parte del grupo solo dispone de la versión gratuita o de una conexión intermitente. Aunque la consigna sea idéntica, el tiempo, el costo y las posibilidades de revisar no lo son. El problema no está en el esfuerzo individual. La actividad supuso un acceso que no existía para todas las personas.

A esa distribución desigual de conexión, dispositivos, herramientas y capacidades se le llama **brecha digital**. La IA generativa no llega a una comunidad homogénea. Cuando una actividad presupone recursos que no todas las personas poseen, la tecnología termina beneficiando sobre todo a quienes ya partían con ventaja y se vuelve un problema de **equidad** (OECD, 2024).

La brecha tampoco se reduce a la infraestructura. El acceso a datos y herramientas refleja relaciones de poder previas (D'Ignazio y Klein, 2020). La encuesta nacional documenta diferencias de formación entre subsistemas y una dimensión de género persistente, pues tanto docentes como estudiantes mujeres manifiestan una percepción de dominio más baja que la de los hombres (Secretaría de Educación Pública, 2026). En un sistema universitario con centros metropolitanos y regionales, una misma propuesta puede producir efectos distintos según el punto de partida de cada comunidad.

Reducir la barrera exige ofrecer condiciones y alternativas reales. Una institución puede facilitar las herramientas indispensables, elegir opciones que no trasladen costos al estudiantado o preparar otra manera de realizar el mismo aprendizaje sin IA. Si una ruta utiliza respuestas del sistema para contrastar, la alternativa puede utilizar materiales preparados, revisión humana o casos simulados. Ambas necesitan instrucciones, tiempo y apoyo comparables; retirar la herramienta sin sustituir el apoyo no produce una alternativa justa.

También conviene que la actividad permita guardar, recuperar y exportar el trabajo, funcione con una conectividad razonable y ofrezca una opción accesible cuando un componente externo falle. Observar las diferencias por población y sede puede ayudar a reconocer barreras sin convertir el seguimiento en vigilancia (Secretaría de Educación Pública, 2026).

7.3 Integridad y validez de los títulos

Una persona puede entregar un informe bien escrito con apoyo de IA y, al conversar sobre él, no lograr explicar la comparación que la actividad buscaba enseñar. Si ese patrón se repite y la evaluación solo conserva los productos finales, el programa deja de saber si la capacidad prometida realmente se formó. El problema no se resuelve adivinando quién usó una herramienta, sino recuperando evidencia del aprendizaje.

Una titulación pierde valor si deja de respaldar las capacidades que declara. Cuando una persona obtiene una credencial sin haber desarrollado ciertas capacidades porque delegó por completo en la IA el trabajo que debía formarlas, el título deja de sostener lo que afirma. Esta preocupación por la **integridad** y la **validez del título** importa a la institución, al estudiantado y a quienes confiarán después en esa formación (Digital Education Council, 2026a). Los detectores automáticos no resuelven el problema, porque son poco fiables y producen falsos positivos que afectan de manera desigual (véase §5.6).

Una respuesta duradera combina mejor evaluación y formación. Observar algunas decisiones además del producto permite conocer el trabajo del estudiante y vuelve más difícil sustituirlo sin que aparezcan contradicciones, como propone la evaluación del recorrido (§5). Enseñar los

acuerdos y practicar el uso crítico atiende la raíz del problema mejor que perseguir señales automáticas (§6.5, integridad basada en la formación). Estas medidas ofrecen una respuesta más sostenible que una carrera tecnológica contra los detectores.

7.4 Costos ecológicos

Una actividad breve puede pedir al modelo más grande disponible que reformule varias veces un texto que también podría revisarse con una herramienta más ligera o mediante intercambio entre pares. La pantalla no muestra una diferencia material entre esas opciones, pero la infraestructura movilizada sí cambia. Por eso el valor educativo de una consulta necesita compararse con los recursos que requiere.

Cada uso depende de una infraestructura material. Entrenar y utilizar IA generativa consume energía y agua y produce emisiones asociadas a los centros de datos (Bender et al., 2021; Vries-Gao, 2025). La **huella ambiental** reúne esos costos materiales. Su dimensión hídrica resulta especialmente opaca, pues entrenar un modelo grande puede evaporar cientos de miles de litros de agua dulce, un costo que rara vez se reporta (P. Li et al., 2023). El auge de la IA ha generado emisiones comparables a las de grandes ciudades, aunque este efecto casi nunca aparece en una decisión educativa (Booth, 2025; McQuillan, 2026; Selwyn, 2024). Además, parte del costo recae sobre comunidades que reciben pocos beneficios de estos sistemas (Bender et al., 2021).

Las cifras de consumo por consulta o por conversación que circulan deben leerse con cautela, porque dependen del modelo, de la longitud de la interacción, del equipo, de la ubicación y de la metodología, y con frecuencia mezclan entrenamiento, inferencia y consumo general de los centros de datos. Lo que no cambia es la materialidad de la infraestructura, con su electricidad, su agua, sus minerales y sus cadenas de suministro, frente a la imagen de una «nube» inmaterial (Guerra Jáuregui, en Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 16-22). Las estimaciones de referencia se actualizan periódicamente (International Energy Agency, 2026) y las propias empresas reconocen que la expansión de la infraestructura de IA dificulta sus metas climáticas (Smith y Nakagawa, 2026). Lo duradero no son las cifras, que conviene fechar y contextualizar, sino los criterios. Usar IA cuando exista una finalidad pedagógica identificable, evitar generaciones reiterativas sin propósito, preferir el modelo menos intensivo que resuelva la tarea, no generar imágenes o video cuando baste una solución textual o reutilizable, reutilizar resultados en vez de regenerarlos y pedir a los proveedores información sobre energía, agua y emisiones componen una **sobriedad digital con criterio**. La responsabilidad principal no recae en cada estudiante, sino en proveedores, instituciones y decisiones de infraestructura (§8, elegir tecnologías).

EMISIONES Y CENTROS DE DATOS

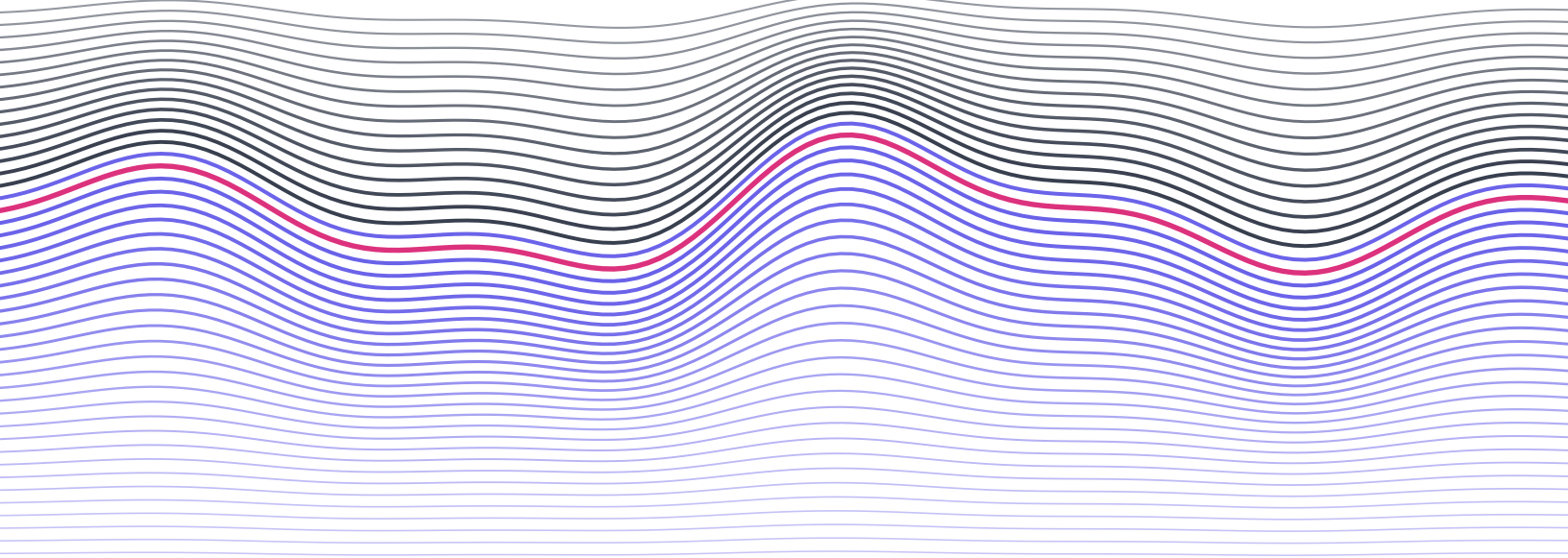
25 %

de aumento interanual en las emisiones totales reportó Microsoft en 2026, atribuido principalmente a la expansión de su infraestructura de centros de datos (Smith y Nakagawa, 2026). La cifra confirma el problema general y muestra por qué los datos ambientales deben fecharse y actualizarse.

La elección de herramienta y escala puede reducir el costo. Una tarea sencilla no siempre necesita un modelo grande de propósito general. Cuando un sistema más ligero ofrece un resultado suficiente, utilizarlo puede consumir mucho menos energía (Luccioni et al., 2024). Ese criterio de **proporcionalidad**, que ajusta la herramienta al tamaño real de la tarea, puede incorporarse a la selección tecnológica comparando el valor educativo con el costo material entre los criterios para elegir tecnologías (§8). También puede resultar útil medir aquello que la universidad realmente pueda observar, sin presentar estimaciones generales como si fueran cifras propias, y avanzar con el tiempo hacia un reporte periódico de la huella ambiental propia, en línea con los marcos emergentes de IA sostenible en educación superior (Nuredini, 2025). Incluir esta dimensión en la formación ayuda a comprender que elegir una herramienta proporcionada a la tarea también es una decisión ambiental.

REGLA DE DECISIÓN · PROPORCIONALIDAD

Si un sistema más ligero ofrece un resultado suficiente para la tarea, **entonces** no se emplea un modelo grande de propósito general, **porque** la diferencia de consumo energético entre opciones puede ser muy grande y el valor educativo de una consulta debe compararse con los recursos que requiere (Luccioni et al., 2024).



8

Elegir tecnologías conservando capacidad de decisión

Elegir una tecnología es también decidir qué capacidad conservará la universidad para cambiarla, revisar sus condiciones y recuperar sus datos.

Elegir una tecnología también significa decidir qué capacidad conservará la universidad para cambiarla, revisar sus condiciones y recuperar sus datos. A esa capacidad se le llama **soberanía tecnológica**. No supone que la institución deba construir por sí sola todas las herramientas. Significa evitar que una compra o una integración le quite opciones indispensables para cumplir su misión.

Para una universidad pública mexicana, esta no es una pregunta meramente técnica. Los contratos, la infraestructura, el uso comercial de los datos y la sustitución de experiencia académica por decisiones automatizadas pueden afectar el trabajo universitario (Deng et al., 2025). Esta sección propone preguntas para comparar opciones. No afirma que sean actualmente obligatorias ni que exista ya un catálogo institucional de herramientas aprobadas.

La literacidad crítica también se ejerce al elegir y sostener una tecnología. La comunidad necesita comprender las condiciones de acceso, las dependencias y las posibilidades de recuperar su trabajo. Esas decisiones institucionales afectan lo que cada persona podrá aprender y hacer con las herramientas.

8.1 Lo que existe detrás de una interfaz sencilla

Un equipo universitario puede adoptar un servicio porque funciona bien y se activa con rapidez. Meses después, el proveedor cambia el precio o las condiciones de uso y el equipo descubre que no puede trasladar con facilidad sus materiales ni recuperar todos sus registros. Lo que parecía una elección de interfaz era también una decisión sobre datos, costos y capacidad futura de cambiar de rumbo.

Los sistemas de IA más avanzados dependen de infraestructura, datos y capacidad de cómputo controlados por un número reducido de empresas. Cuando una institución adopta uno de esos servicios, no solo obtiene funciones, sino que también acepta condiciones sobre precios, almacenamiento, acceso, actualización y posibilidad de abandonar la plataforma (Sieker et al., 2025; Whittaker, 2021). Reconocer ese trasfondo permite evaluar la conveniencia inmediata sin perder de vista las decisiones que quedarán condicionadas después.

La infraestructura tiene además costos materiales. Los modelos dependen de minerales, trabajo, energía, agua y grandes volúmenes de datos, aunque estos elementos suelen permanecer ocultos detrás de una interfaz sencilla (Cazzaniga et al., 2024; K. Crawford, 2021; Fox, 2024). Una decisión tecnológica necesita considerar esos costos junto con la utilidad inmediata.

La concentración también puede reducir la diversidad. Muchos servicios se construyen sobre los mismos modelos de base, de modo que una omisión o un sesgo puede repetirse en todos ellos (Bommasani et al., 2021). Además, las personas y las instituciones pueden empezar a adaptar su trabajo a aquello que el sistema procesa con facilidad. Una pregunta útil es si la herramienta amplía las posibilidades de enseñar y producir conocimiento o si termina uniformándolas.

Reconocer este trasfondo no conduce automáticamente a rechazar un servicio comercial. Permite comparar alternativas y negociar condiciones sabiendo que la adopción ocurre dentro de una infraestructura y una economía sobre las que la universidad todavía puede tomar decisiones (Cheng y Liu, 2024; McQuillan, 2026).

8.2 Preguntas antes de elegir una tecnología

Muchas plataformas se presentan como servicios que pueden activarse y utilizarse de inmediato. Esa comodidad inicial puede ocultar costos, condiciones sobre los datos o dificultades para cambiar de servicio más adelante (Perrotta, 2024). Las preguntas siguientes ayudan a desplegar lo que una demostración suele dejar fuera; conviene desarrollarlas antes de decidir, no después.

El primer grupo de preguntas examina el propósito y el conocimiento disponible sobre la herramienta.

- **¿Qué necesidad educativa atiende?** Obliga a explicar qué se espera mejorar, qué información permite sostener esa expectativa y qué trabajo seguirá realizando la persona. Si la respuesta solo puede formularse en términos de la herramienta («incorporar IA», «modernizar el curso»), la necesidad todavía no está clara y la decisión es prematura (§9, decisiones y hoja de ruta).
- **¿Qué sabemos sobre su funcionamiento y sus límites?** Completa la anterior, porque una demostración comercial muestra lo que el producto hace bien, no sus errores conocidos, sus condiciones de uso ni la frecuencia con que cambia. Responderla con honestidad suele revelar cuánto se estaría decidiendo sobre la base de material promocional.

El segundo grupo mira a las personas que usarán el servicio y a la información que este recibirá.

- **¿Qué datos solicita y para qué los utiliza?** Pide saber dónde se procesan, quién puede acceder, cuánto tiempo se conservan y cómo se eliminan. Si el proveedor no puede responderlo con claridad, la universidad tampoco podrá responder por esos datos ante su comunidad (§6.3, privacidad).
- **¿Todas las personas podrán utilizarla?** Examina la navegación con tecnologías de apoyo, la conectividad que la herramienta supone y la existencia de otra manera de realizar el mismo aprendizaje cuando alguien no pueda o no quiera usarla. Una opción excelente para la mayoría puede ser una barrera para una parte del grupo, y esa parte rara vez aparece en la demostración (§7.2, equidad).

El tercer grupo calcula lo que costará sostener la elección en el tiempo.

- **¿Cómo se mantendrá segura y funcionando?** Incluye accesos, actualizaciones, soporte y respuesta ante incidentes, es decir, el trabajo continuo que comienza cuando termina la instalación.

- **¿Cuánto costará durante todo su uso?** Amplía la mirada más allá de la licencia hacia la integración, la formación, el soporte, el cómputo y el trabajo necesario para retirarla algún día. El precio inicial suele ser la parte más visible del costo y la menos determinante.
- **¿El beneficio justifica sus recursos y su costo ambiental?** Cierra el cálculo al comparar el valor educativo con la infraestructura movilizadora, porque una opción más ligera puede ser preferible cuando resuelve la misma necesidad (§7.4, costos ecológicos).

El último grupo pregunta por la salida antes de la entrada.

- **¿La información puede recuperarse?** Exige que los contenidos y registros se exporten en formatos que sigan siendo utilizables fuera del servicio, porque el trabajo acumulado pertenece a la comunidad y no a la plataforma.
- **¿Cómo se cambiaría de proveedor?** Pide describir ese camino antes de comenzar. Si nadie puede explicar cómo se retiraría el servicio y se recuperaría el trabajo, la decisión de entrar está tomando también, sin decirlo, la decisión de no poder salir.

Ninguna respuesta aislada decide por sí sola. El conjunto puede resumirse en cuatro criterios con nombre propio, útiles para comparar opciones. La *portabilidad* y la *interoperabilidad* piden que datos y contenidos puedan exportarse y migrarse sin pérdida. La *transparencia* prefiere sistemas cuyo funcionamiento, límites y condiciones puedan conocerse. El *costo total en el tiempo* considera lo que cuesta permanecer y lo que costaría salir, no solo el precio inicial. La *reversibilidad* exige poder cambiar de proveedor o internalizar el servicio sin perder el trabajo acumulado. Todos apuntan a evitar la situación que la literatura llama **dependencia de proveedor** (*vendor lock-in*), en la que la universidad queda atrapada en un servicio porque ya no puede recuperar sus datos, mover sus contenidos o asumir el costo de cambiar (Perrotta, 2024).

CUATRO CRITERIOS PARA COMPARAR OPCIONES

- **Portabilidad e interoperabilidad.** Datos y contenidos pueden exportarse y migrarse sin pérdida.
- **Transparencia.** El funcionamiento, los límites y las condiciones del sistema pueden conocerse.
- **Costo total en el tiempo.** Lo que cuesta permanecer y lo que costaría salir, no solo el precio inicial.
- **Reversibilidad.** Se puede cambiar de proveedor o internalizar el servicio sin perder el trabajo acumulado.

Conservar opciones

En una actividad educativa

La persona comprueba la respuesta y conserva la decisión importante

En una decisión institucional

La universidad puede recuperar sus datos y cambiar de tecnología cuando lo necesite

Cuatro preguntas antes de elegir

Valor educativo

¿Ayuda a aprender sin sustituir a la persona?

Cuidado

¿Protege datos, seguridad y accesibilidad?

Continuidad

¿Puede mantenerse y permite recuperar la información?

Costo y recursos

¿Su beneficio justifica costo, trabajo e impacto ambiental?

Evitar quedar atrapados en un solo proveedor

Conservar la posibilidad real de cambiar de rumbo

Opciones abiertas cuando resulten útiles

Permiten revisar, adaptar o alojar la tecnología según las necesidades de la universidad; también se evalúan

Control y continuidad de los datos

La universidad decide qué información sale, con qué garantías y cómo puede recuperarla si cambia de servicio

Elegir una tecnología también implica decidir cuánto control y dependencia acepta la universidad

Figura 33 · Conservar opciones al elegir una tecnología. Una decisión considera el valor educativo, el cuidado de las personas y los datos, la posibilidad de mantener el servicio y la facilidad para cambiar de rumbo. Los modelos abiertos y el control institucional de los datos son opciones que también necesitan evaluarse.

8.3 Opciones abiertas cuando resulten útiles

Una opción consiste en considerar, cuando sea técnica y pedagógicamente viable, **software y modelos abiertos o de pesos abiertos** (*open-weight*), así como iniciativas de IA pública que buscan alternativas a la concentración privada del poder computacional (Sieker et al., 2025). La experiencia de universidades públicas que despliegan modelos abiertos en infraestructura propia muestra que la vía es practicable y deja una lección adicional. Cuando la institución no ofrece una provisión propia, cada persona recurre por su cuenta a servicios comerciales, con los problemas de seguridad de datos, inequidad y costos que eso trae consigo (Schaaff et al., 2024). Lo abierto puede permitir revisar, adaptar o alojar la tecnología, pero no garantiza por sí mismo privacidad, seguridad, calidad o sostenibilidad. Requiere personal con conocimientos técnicos, infraestructura, soporte y acuerdos claros sobre quién mantiene y revisa el servicio. Por eso no se propone como preferencia automática, sino que necesita compararse con otras opciones mediante las preguntas y criterios previos a la elección de una tecnología (§8.2).

8.4 Proteger los datos y prepararse para un cambio de servicio

Los datos de estudiantes, docentes, investigación y gestión requieren control explícito antes de compartirse con terceros. A esa capacidad de decidir qué información se procesa, dónde, bajo qué condiciones y con qué garantías se le llama **soberanía de datos**. La literatura crítica advierte que convertir cada aspecto de la vida social en datos puede normalizar su apropiación por empresas y servicios externos, un patrón que algunos autores nombran *colonialismo de datos* por su semejanza con la apropiación histórica de territorios y recursos (Couldry y Mejias, 2019). Una decisión institucional tendría que precisar qué información puede procesarse fuera de la universidad, cuál debe permanecer dentro, con qué garantías, durante cuánto tiempo y cómo se eliminará o recuperará.

SOBERANÍA DE DATOS

Capacidad de decidir qué información se procesa, dónde, bajo qué condiciones y con qué garantías, y cómo se eliminará o recuperará (anexo C).

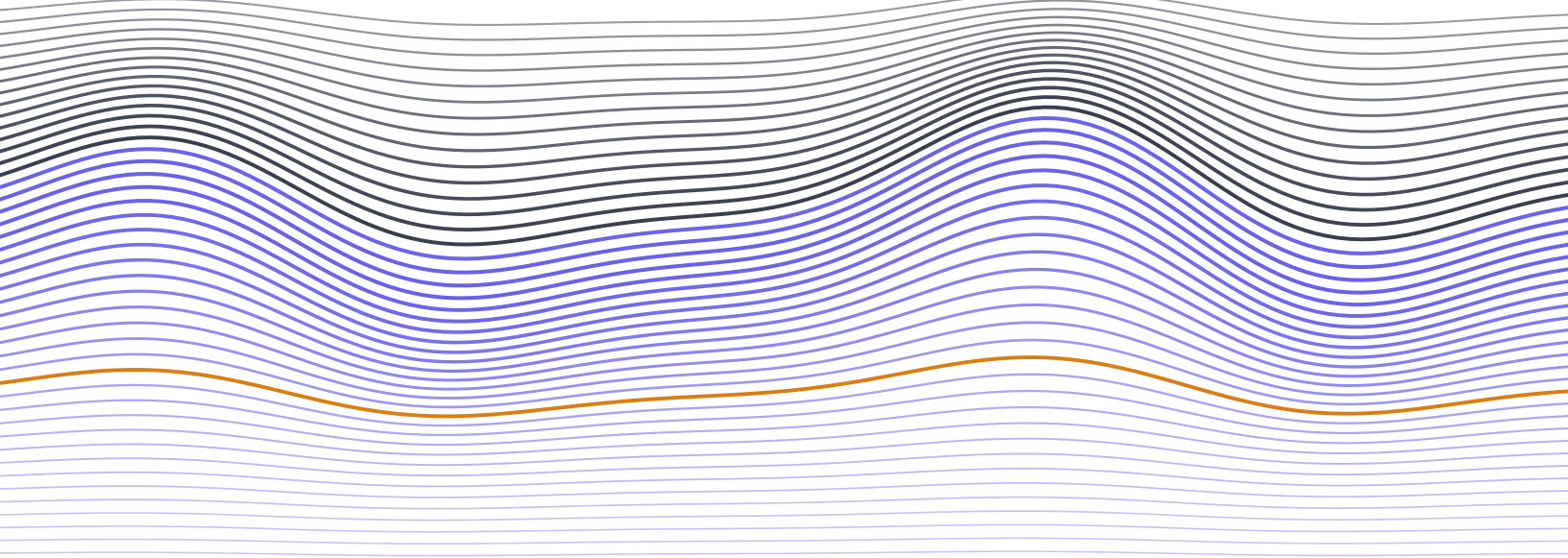
También hace falta prepararse para un cambio. Si un proveedor falla, aumenta sus precios o modifica sus condiciones, la universidad necesita saber si puede mantener una función importante y recuperar el trabajo. Ese corolario operativo recibe el nombre de **resiliencia** y desaconseja depender de un único proveedor para funciones críticas. Esta pregunta relaciona la protección de datos con la distribución de decisiones y responsabilidades por niveles dentro de la institución (§6.5).

8.5 Equidad y conocimiento producido desde el propio contexto

Para una universidad pública, conservar opciones tecnológicas también es una cuestión de **equidad**. Los beneficios y costos de la IA se distribuyen de forma desigual cuando la infraestructura, la conectividad y los recursos varían entre regiones y poblaciones (UNESCO, 2025). América Latina presenta diferencias importantes de capacidad de cómputo, personal especializado y acuerdos institucionales (CEPAL y CENIA, 2025).

Existe además un problema de conocimiento. Un sistema construido con categorías y valores ajenos puede ir desplazando saberes y formas locales de investigar si se acepta sin examen. La literatura llama *colonización cognitiva* a ese riesgo de adoptar como universales las categorías que otros codificaron, y llama **justicia epistémica** al derecho de producir y validar conocimiento desde el propio contexto (Bracho-Fuenmayor, 2025; Ricaurte, 2019). Los dos nombres ayudan a conectar esta sección con los cuidados éticos sobre sesgos y contexto (§6.2). Antes de adoptar una tecnología conviene preguntar si ayuda a producir conocimiento desde el propio contexto o si obliga a adaptar el trabajo a aquello que el sistema reconoce con facilidad. Defender la capacidad de decidir sobre la tecnología es, en última instancia, defender la capacidad de la universidad de formar y producir conocimiento desde su realidad, y no como consumidora pasiva de sistemas que no controla.

Los sistemas no solo pueden emitir respuestas sesgadas. También jerarquizan lenguas, tradiciones intelectuales, regiones y formas de conocimiento, lo que plantea una cuestión de **justicia epistémica**. En una universidad pública mexicana resulta indispensable preguntar qué voces mexicanas, latinoamericanas, indígenas o no anglófonas quedan subordinadas o invisibilizadas en lo que un sistema devuelve, y qué haría falta para que aparezcan.



9

Llevar las orientaciones a la práctica y aprender de ella

Una iniciativa comienza con una necesidad educativa, reúne las condiciones para atenderla y utiliza la evidencia de una prueba para decidir su siguiente paso. Las preguntas iniciales se retoman durante la experiencia.

Las orientaciones anteriores pueden traducirse en decisiones sin suponer que ya exista un programa institucional en marcha. Imaginemos que un programa desea ofrecer una herramienta de IA a varios grupos. Antes de elegirla necesita aclarar qué aprendizaje busca apoyar, quiénes participarán, qué cuidados y recursos harán falta y cómo reconocerá el aporte de la experiencia. Estas decisiones se reúnen en cuatro preguntas que sirven tanto para priorizar propuestas como para revisar una prueba en curso. Cada aplicación requiere definir su alcance y las personas con autoridad y responsabilidad para conducirla.

9.1 Cuatro preguntas para preparar y revisar una iniciativa

¿Qué se busca aprender, para quién y con quién? El propósito necesita expresar una necesidad reconocible. «Incorporar IA» todavía no permite valorar un aporte; «ofrecer retroalimentación temprana para que el grupo revise sus argumentos» sí ayuda a discutirlo. Escuchar al estudiantado, al profesorado y a quienes prestarán apoyo permite precisar la necesidad y anticipar efectos. También hace falta distinguir quién participa, quién realiza el trabajo y quién decide. Así, el propósito y las personas se consideran desde el comienzo.

¿Qué protege el aprendizaje, el acceso y los datos? Conviene delimitar qué trabajo intelectual conservará la persona y qué alternativa tendrá quien no pueda o no quiera usar la herramienta. Los acuerdos necesitan atender accesibilidad, privacidad, uso y recuperación de la información. También deben prever qué ocurrirá si cambian el precio, las condiciones o la calidad del servicio, y cómo podría cambiarse de herramienta. Estos cuidados permiten valorar la iniciativa junto con sus consecuencias y conservar opciones (§6 y §8).

¿Qué hace falta para sostener la experiencia? Tener una licencia no asegura una práctica viable. Se necesitan formación, acompañamiento, tiempo, infraestructura y personas que atiendan dudas o problemas. El costo total incluye adaptar las actividades y sostener ese trabajo cotidiano. Compararlo con otras necesidades permite decidir si existe capacidad real o si primero deben prepararse apoyos. Algunas metodologías de priorización relacionan precisamente el aporte a la misión educativa con la capacidad para sostenerlo (Digital Education Council, 2026c).

¿Qué mostrará si se aprende y cuándo se revisará? Antes de comenzar conviene acordar qué se observará, con qué situación inicial se comparará, cuándo se revisará y qué dificultades justificarían una pausa. En el ejemplo de retroalimentación temprana interesa saber si los comentarios llegaron a tiempo, si se comprendieron y si ayudaron a revisar los argumentos. Una muestra del trabajo puede mostrar cómo se pidió a la IA que comentara un argumento, se comprobó una afirmación y se justificó una decisión. La evaluación del aprendizaje se acompaña de información sobre acceso, efectos y carga de trabajo (§5 y §9.3).

Las respuestas se interpretan juntas. Un propósito claro con cuidados y apoyos suficientes puede justificar una prueba acotada; si falta capacidad, conviene prepararla. Una necesidad imprecisa pide reformular la propuesta, y un aporte pequeño frente a daños o cargas importantes puede justificar esperar. La figura reúne las preguntas y su relación con la prueba y la revisión, de modo que el mismo esquema sirva para decidir por dónde empezar y cuándo cambiar de rumbo.

Preguntar, probar y volver a decidir

Las respuestas se consideran juntas y se revisan con la experiencia

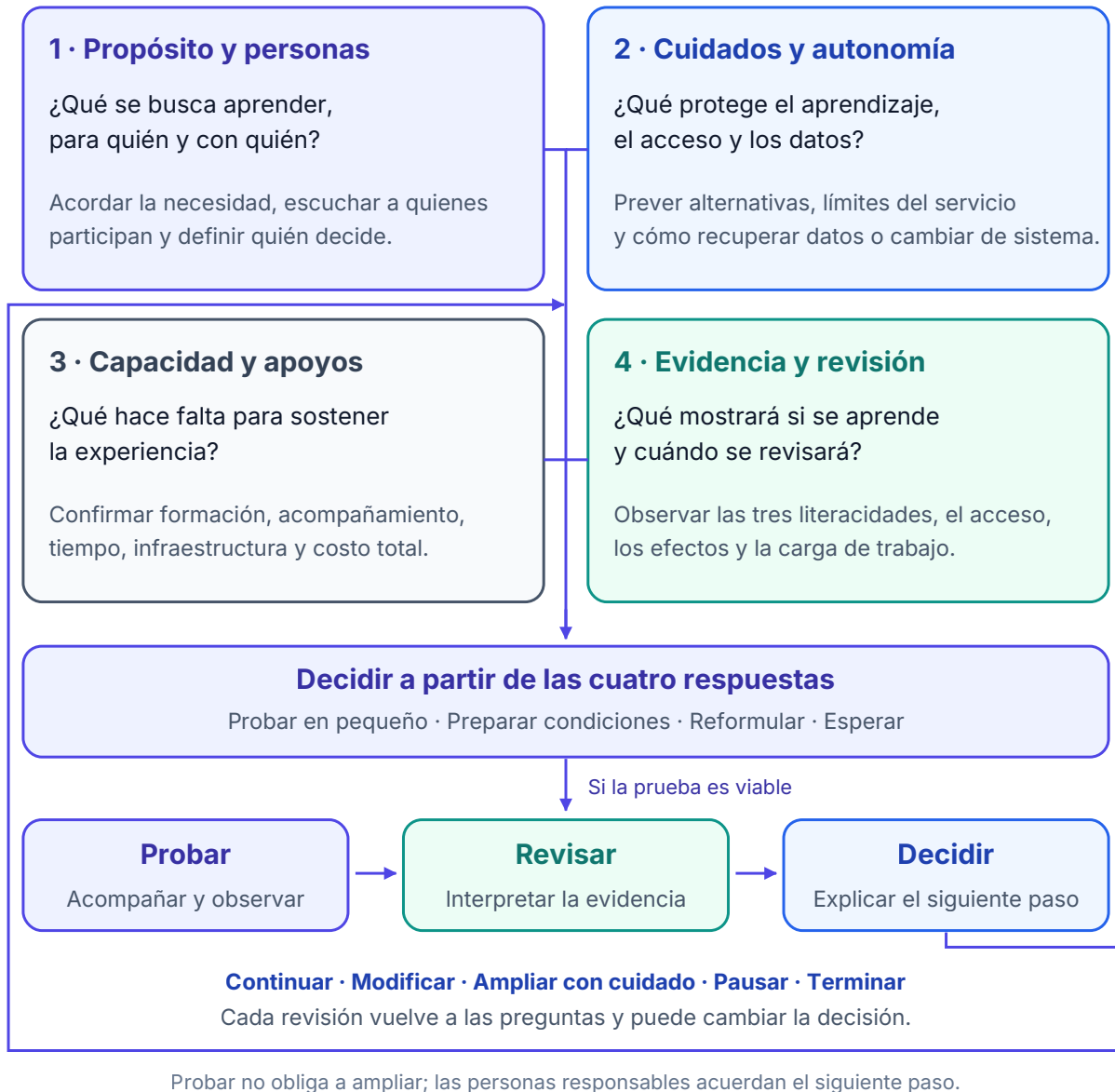


Figura 34 · Preguntar, probar y volver a decidir. Cuatro preguntas reúnen propósito y personas, cuidados y autonomía, capacidad y apoyos, y evidencia y revisión. Sus respuestas orientan una decisión inicial. Si se realiza una prueba, lo aprendido permite continuar, modificar, ampliar con cuidado, pausar o terminar, y volver a examinar las preguntas.

9.2 Realizar una prueba y revisar sus resultados

Una prueba necesita alcance y duración definidos, acompañamiento y una forma sencilla de comunicar dudas o problemas. El grupo debe conocer qué se intenta aprender de la experiencia y qué muestras del trabajo ayudarán a hacerlo. Para un propósito disciplinar se ofrece una alternativa viable sin IA; si se busca aprender a operar el sistema, se prepara una práctica accesible (§4.2). Las hojas de ruta para educación superior ofrecen referentes para conectar la preparación, la prueba, la revisión y una eventual ampliación (DEC, 2026a).

Durante la prueba, una dificultad puede requerir ajustar una actividad, reforzar el acompañamiento docente o detener un uso sin esperar al cierre. En la revisión acordada se comparan las muestras con la situación inicial, se escuchan las experiencias y se valoran los costos y la carga de trabajo. Interesa reconocer qué aprendieron las personas, qué condiciones lo hicieron posible y qué sigue siendo incierto. Esa información se utiliza para tomar y explicar una decisión: continuar, modificar, ampliar, pausar o terminar.

Si se considera ampliar, conviene comprobar que el nuevo contexto cuenta con las condiciones que sostuvieron el resultado. Una experiencia puede permanecer pequeña, volver a formación, cambiar de herramienta o terminar. Las herramientas y las necesidades también cambian, por lo que la decisión incluye cuándo se volverá a revisar. Las rutas regionales y los casos documentados aportan referencias para adaptar este trabajo al contexto (ProFuturo y OEI, 2025; UNESCO, 2024; UNESCO IESALC, 2025).

9.3 Qué conviene observar durante una prueba

Dar seguimiento resulta útil cuando ayuda a comprender y decidir, no cuando solo acumula datos. Medir cuántas personas usan una herramienta dice poco sobre lo que aprendieron o sobre las dificultades que encontraron. Para que la observación tenga sentido, conviene vincularla con una pregunta y con una decisión posible.

Medir cuántas personas usan una herramienta dice poco sobre lo que aprendieron o sobre las dificultades que encontraron.

Observar el aprendizaje implica mirar algo más que la velocidad o la calidad aparente del producto. Puede ser útil revisar si las personas comprenden lo que hicieron, justifican sus decisiones, detectan errores y utilizan lo aprendido en otra situación. La pregunta de fondo es si la experiencia amplía el aprendizaje o solo permite terminar una tarea más rápido.

Observar la formación y el apoyo permite saber si las personas contaron con condiciones reales para participar. Además de registrar cuántas asistieron a un curso, conviene conocer el tiempo disponible, las dudas más frecuentes, el apoyo que solicitaron y aquello que todavía no pueden resolver sin ayuda. Así se evita interpretar la falta de uso como desinterés cuando quizá existe una barrera de acompañamiento.

Observar el acceso y la participación ayuda a reconocer diferencias que un promedio puede ocultar. Algunas personas pueden enfrentar dificultades de conectividad, accesibilidad, costo, idioma o tiempo. Preguntar quién recibe el beneficio, quién absorbe la carga y quién queda fuera permite decidir si hacen falta alternativas o cambios en el diseño.

Observar la claridad y la confianza significa revisar qué ocurre cuando aparece un problema. Las personas necesitan saber a quién acudir, recibir una respuesta comprensible y poder pedir una revisión humana cuando una decisión les afecta. Los problemas reportados, los tiempos de respuesta y las experiencias de quienes solicitaron ayuda ofrecen señales más útiles que una declaración general de que existe soporte.

Observar el control sobre la tecnología permite saber si la universidad conserva opciones. Esto incluye los costos totales, el uso de los datos, la posibilidad de recuperar la información y la facilidad para cambiar de servicio. Una herramienta puede resultar conveniente hoy y, aun así, crear una dependencia que limite decisiones futuras.

Observar el valor de la iniciativa consiste en reunir las miradas anteriores y utilizarlas para decidir. Una experiencia aporta valor cuando contribuye a su propósito educativo sin crear costos o barreras desproporcionados. El seguimiento cumple su función cuando lo aprendido conduce a continuar, modificar, ampliar, pausar o detener, y no cuando solo produce un informe que nadie usa.

También puede ser útil conocer cuántas personas usan una herramienta, cuántos programas cuentan con orientaciones, quién recibió formación y dónde persisten barreras de acceso. Cuando estas cifras se registran con definiciones estables y se comparan en el tiempo, funcionan como **indicadores de seguimiento** que permiten conversar sobre tendencias en lugar de impresiones (Digital Education Council, 2025c; EDUCAUSE, 2024). Esos datos no deben convertirse en metas aisladas, porque un mayor uso no demuestra un mayor aprendizaje. Algunas propuestas de seguimiento permiten comparar varias iniciativas y decidir a cuáles

conviene dedicar tiempo y recursos (Digital Education Council, 2026c). Las referencias regionales ayudan a situar a la universidad, siempre que un promedio latinoamericano no se confunda con la situación concreta de cada comunidad (CEPAL y CENIA, 2025; Valentini, 2026).

El seguimiento puede recuperar una muestra inicial y otra posterior de las capacidades que se buscaba formar. En la literacidad operativa interesa observar cómo se delimita y ajusta una petición a la IA para una tarea concreta; en la crítica, cómo se comprueban afirmaciones y se examinan condiciones o consecuencias; en la de cocreación, cómo se elaboran alternativas y se justifican decisiones en un trabajo propio. La muestra puede ser breve y combinar producto, explicación y aplicación a una nueva situación. Conviene revisar quiénes pudieron participar y con qué apoyos, para no confundir diferencias de acceso con diferencias de aprendizaje. La frecuencia de uso y la satisfacción informan sobre la experiencia, pero no sustituyen estas evidencias.

9.4 Responsables y ciclo

Una iniciativa necesita identificar quién propone, quién tiene autoridad para aprobar, quién ejecuta, quién debe ser consultado, quién recibe información, cómo se tramitan excepciones y quién puede ordenar una pausa. El modelo de §6.5 ofrece niveles posibles, pero no asigna esos papeles de antemano. La participación de las personas afectadas tampoco sustituye la rendición de cuentas de quien decide.

La conducción puede beneficiarse de dialogar con instancias nacionales e interinstitucionales existentes (ANUIES et al., 2025). El resultado de cada revisión no debería ser solo un informe, sino una decisión explícita sobre la iniciativa, es decir, continuar, modificar, ampliar, pausar o detener.

9.5 Ejemplos visuales de papeles en actividades educativas

El ensayo en nueve etapas (§5.4) muestra cómo relacionar literacidades, decisiones y evidencias. Las figuras siguientes amplían la mirada hacia los papeles de cada participante y otras actividades. Antes de adaptar un ejemplo conviene aclarar qué debe aprender el grupo, cómo podrá demostrarlo, qué apoyo ofrecerá la IA y cómo realizará la actividad quien no la use (§4.2 a §4.5).

En una actividad educativa, trabajar con IA no significa que profesorado, estudiantado y herramienta realicen la misma tarea. El profesorado diseña las condiciones, explica qué se espera y ofrece retroalimentación. El estudiantado formula, contrasta, decide y responde por el resulta-

do. La IA puede preguntar, objetar, sugerir o simular una contraparte dentro de un papel limitado. Una versión inicial, una fuente comprobada o una decisión explicada pueden mostrar parte del recorrido sin guardar cada conversación.



La IA puede señalar una variable, representar una contraparte o cuestionar un acuerdo. La figura relaciona estos apoyos con el trabajo humano y sus evidencias.

El papel de la IA cambia con el método

Tres actividades completas: propósito, trabajo propio, aporte de IA y muestra del aprendizaje

1 · Estudio de caso

Analizar una situación
con variables en tensión

IA como consultora expone variables, no resuelve

Profesorado

Diseña o revisa un caso situado,
sus datos, límites y criterios.

IA

Responde preguntas, introduce una
variable omitida o representa un actor.

Estudiantado

Analiza en equipo, propone y contrasta
una respuesta con evidencia.

Evidencia

Mapa de variables, propuesta del equipo
y dos decisiones justificadas.
Producción · indagación · colaboración

2 · Simulación

Defender una propuesta
ante una contraparte

IA como contraparte objeta dentro del escenario

Profesorado

Define el escenario, las restricciones,
el papel y el criterio de cierre.

IA

Sostiene un personaje con intereses y
restricciones; no concede sin razones.

Estudiantado

Formula una propuesta, responde objeciones
y revisa con evidencia del contexto.

Evidencia

Propuesta inicial y revisada, registro de
objeciones y defensa breve.
Práctica · producción · argumentación

3 · Pensar, dialogar, contrastar y compartir

Una idea propia y de pares
antes de consultar

IA como crítica cuestiona el consenso

Profesorado

Plantea la pregunta, organiza tiempos y
pide explicar qué cambió.

IA

Formula una objeción o conexión que el
grupo debe verificar, aceptar o descartar.

Estudiantado

Piensa individualmente, dialoga en pareja,
contrastar y comparte su decisión.

Evidencia

Respuesta inicial, consenso de pares,
revisión y explicación pública.
Discusión · colaboración · contraste

El método define el papel de la IA; ninguna de estas rutas autoriza delegar la decisión final

Figura 36 · Tres actividades con aportes diferentes de la IA. Según la tarea, el sistema propone variables, simula una contraparte o cuestiona un acuerdo. El profesorado diseña y acompaña; el estudiantado comprueba, decide y explica el resultado.

Estos ejemplos comparten una advertencia. No basta con copiar el papel asignado a la IA. También hay que explicar qué se busca aprender, qué hará la persona, cómo se reconocerá el aprendizaje y qué cuidados necesita el grupo. Si cambia alguno de esos elementos, la actividad completa necesita revisarse.

9.6 Volver a la pregunta educativa

El recorrido de estas orientaciones comienza y termina en la misma pregunta, la de qué necesita aprender una persona y qué condiciones permitirán reconocer ese aprendizaje. La IA puede ayudar a preguntar, contrastar, practicar o crear, pero su presencia no vuelve educativa una actividad por sí sola. Conviene proteger la práctica que forma la capacidad buscada y conservar alguna evidencia de las decisiones, no solo del producto (§3 a §5).

Esa decisión pedagógica necesita cuidados. Explicar qué aportó la IA al trabajo, ofrecer una alternativa viable, proteger los datos y reconocer posibles sesgos permite que la herramienta no traslade sus riesgos a quienes participan (§6). También hace falta saber quién diseña, quién aprueba, quién acompaña, quién puede pedir una revisión y quién responde cuando ocurre un problema (§6.5).

En el plano institucional, elegir una tecnología significa aceptar condiciones de acceso, mantenimiento, costo y salida. Comparar opciones, conservar los datos y poder cambiar de servicio protege la capacidad de decidir en el futuro (§8, elegir tecnologías). Una iniciativa solo debería ampliarse cuando su aporte educativo, sus cuidados y la capacidad para sostenerla pueden explicarse con evidencia.

Las compilaciones recientes del sector coinciden en desplazar la atención del producto generado hacia la arquitectura de la actividad intelectual, es decir, hacia qué operaciones realiza todavía la persona, qué delega, con qué criterio interpreta el resultado y quién responde por la decisión final (Instituto para el Futuro de la Educación (IFE), 2026, pp. 9-15 y 29-33). Ese desplazamiento se concreta en seis orientaciones que ayudan a sostener el desarrollo de las tres literacidades. Recogen decisiones de diseño y cuidado planteadas a lo largo del documento.

SEIS ORIENTACIONES PARA PROTEGER EL TRABAJO INTELECTUAL

1. **Proteger el aprendizaje esperado.** La IA no realiza la operación cognitiva cuya adquisición se pretende evaluar, según el diseño desde lo que se busca aprender (§4.2).
2. **Delegar para elevar, no para vaciar.** Toda descarga debe liberar recursos para una actividad intelectual más compleja, sin descarga que reemplace el aprendizaje (§7.1).
3. **Conservar la soberanía de la decisión.** La persona comprende, revisa, justifica y asume el resultado final, con las cuatro acciones que conservan la dirección del trabajo (§6.7).
4. **Hacer visible el proceso.** Las actividades relevantes incluyen evidencia selectiva de consultas, verificaciones, cambios y decisiones, con los instrumentos para conocer el recorrido (§5.4).
5. **Evaluar juicio y transferencia.** La calidad se mide también por la capacidad de explicar, defender, adaptar y aplicar lo aprendido, que es lo que la evaluación del recorrido busca observar (§5).
6. **Practicar sobriedad material y justicia institucional.** La adopción considera privacidad, acceso, trabajo, propiedad intelectual, diversidad epistémica y costos ambientales (§6, §7.4 y §8).

Las **tres literacidades** reúnen el propósito de estas orientaciones. La operativa ofrece recursos para comprender y orientar el uso; la crítica permite examinar lo recibido y las condiciones en que se produce; la de cocreación articula esas capacidades para elaborar y revisar un trabajo con criterio propio. La universidad puede favorecer su desarrollo mediante actividades, retroalimentación, tiempo de práctica y condiciones de acceso que permitan aprender con apoyo humano. El avance se reconoce cuando las personas comprenden mejor, justifican sus decisiones y conservan capacidad para revisar lo que hacen, incluida la decisión de prescindir de IA.

Ninguna de estas decisiones queda resuelta para siempre. Probar, escuchar, revisar y cambiar de rumbo forma parte del trabajo (§9.2 a §9.4). Por eso este documento ofrece criterios para deliberar y adaptar, no un catálogo cerrado ni una norma ya aprobada. El glosario del anexo C permite recuperar los términos principales; las decisiones concretas corresponden a las personas e instancias con autoridad en cada contexto.

Anexos

Cada anexo se ofrece en un archivo independiente con portada, fuentes de consulta y licencia. Pueden consultarse, reproducirse y actualizarse por separado. Los enlaces siguientes abren cada PDF; las remisiones en el cuerpo conservan su letra.

- [Anexo A. Lo que cambia en cada campo profesional, evidencia 2025-2026](#)
- [Anexo B. El posgrado caso por caso, políticas, supervisión y editoriales](#)
- [Anexo C. Glosario de términos](#)
- [Anexo D. Marcos nacionales de referencia](#)
- [Anexo E. Catálogo de sistemas de IA](#)

APARATO

Referencias

- Abedin, M. Z., Hayajneh, A., y Raahemi, B. (2026). Pedagogical Use of Responsible Generative AI in Higher Education; Opportunities and Challenges: A Systematic Literature Review. *AI in Education*, 2(2), 11. <https://doi.org/10.3390/aieduc2020011>
- AI uncovers solutions to Erdős problems, moving closer to transforming math. (2026). *Scientific American*. <https://www.scientificamerican.com/article/ai-uncovers-solutions-to-erdos-problems-moving-closer-to-transforming-math/>
- Ajjawi, R., Kent, F., Broadbent, J., Tai, J. H.-M., Bearman, M., y Boud, D. (2021). Feedback that works: a realist review of feedback interventions for written tasks. *Studies in Higher Education*, 0(0), 1-14. <https://doi.org/10.1080/03075079.2021.1894115>
- Alianza Nacional de Inteligencia Artificial. (2024). *Propuesta de agenda nacional de la inteligencia artificial para México 2024-2030*. ANIA / Senado de la República (México).
- Alombert, A. (2025). *De la bêtise artificielle*. Éditions Allia. <https://www.editions-allia.com/fr/livre/1077/de-la-betise-artificielle>
- American Academy of Nursing. (2026). Position statement: artificial intelligence in health care. *Nursing Outlook*. [https://www.nursingoutlook.org/article/S0029-6554\(26\)00098-9/abstract](https://www.nursingoutlook.org/article/S0029-6554(26)00098-9/abstract)
- American Medical Association. (2026). *Physician survey on augmented intelligence*. American Medical Association. <https://www.ama-assn.org/practice-management/digital-health/physician-survey-augmented-intelligence>
- American Psychological Association. (2026, junio). *Psychologists say patients are turning to chatbots as mental health professionals*. APA Press Releases. <https://www.apa.org/news/press/releases/2026/06/patients-chatbots-mental-health>
- American Translators Association. (2025). *AI translation service launched for fiction writers and publishers prompts dismay among translators*. ATA Industry News. <https://www.atanet.org/industry-news/ai-translation-service-launched-for-fiction-writers-and-publishers-prompts-dismay-among-translators/>
- Anderson, L. W., Krathwohl, D. R., y Bloom, B. S. (2001). *A taxonomy for learning, teaching, and assessing: a revision of Bloom's taxonomy of educational objectives* (Complete ed.). Longman.
- ANUIES, y Universidad Iberoamericana Ciudad de México. (2025). *Inteligencia artificial en la educación superior*. ANUIES / Universidad Iberoamericana.

- ANUIES, Universidad Pedagógica Nacional, y SEP. (2025). *Observatorio Interinstitucional de Inteligencia Artificial en la Educación Superior en México*. ANUIES / UPN / SEP.
- Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior. (2026). *Censo nacional «Usos y percepciones sobre la Inteligencia Artificial Generativa en la comunidad del sector de educación superior en México» (CIMA)*. ANUIES / SEP.
- Australian Catholic University. (2025). *Two-lane assessment approach*. Australian Catholic University, Centre for Education and Innovation. https://staff.acu.edu.au/our_university/centre-for-education-and-innovation/curriculum-design-and-quality-assurance/assessment-design-and-feedback/two-lane-assessment-approach
- Autor, D., y Thompson, N. (2025). *Expertise*. <https://doi.org/10.3386/w33941>
- Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., y Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(26), e2422633122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122>
- Batista, H. R. (2026). Beyond the Black Box: Mapping the Ontogenesis of AI-Generated Images Through Latent Space Analysis. *Philosophy & Technology*, 39(3), 134. <https://doi.org/10.1007/s13347-026-01141-1>
- Bearman, M., Dawson, P., Ajjawi, R., Tai, J., y Boud, D. (Eds.). (2020). *Re-imagining University Assessment in a Digital World*. Springer.
- Bearman, M., Fawns, T., y Dawson, P. (2025). Authentic assessment: from panacea to criticality. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 50(3), 396-408. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2404634>
- Bearman, M., y Luckin, R. (2020). Preparing University Assessment for a World with AI: Tasks for Human Intelligence. En M. Bearman, P. Dawson, R. Ajjawi, J. Tai, y D. Boud (Eds.), *Re-imagining University Assessment in a Digital World* (pp. 49-63). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-41956-1_5
- Bearman, M., Nieminen, J. H., y Ajjawi, R. (2023). Designing assessment in a digital world: an organising framework. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 48(3), 291-304. <https://doi.org/10.1080/02602938.2022.2069674>
- Bearman, M., Ryan, J., y Ajjawi, R. (2023). Discourses of artificial intelligence in higher education: a critical literature review. *Higher Education*, 86(2), 369-385. <https://doi.org/10.1007/s10734-022-00937-2>
- Bearman, M., Tai, J., Dawson, P., Boud, D., y Ajjawi, R. (2024). *Developing evaluative judgement for a time of generative artificial intelligence*. 49, 893-905. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2335321>
- Becker, J., Rush, N., Barnes, E., y Rein, D. (2025). *Measuring the Impact of Early-2025 AI on Experienced Open-Source Developer Productivity* (arXiv:2507.09089). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.09089>
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., y Shmitchell, S. (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?  *Proceedings of the 2021 ACM Conference on*

- Fairness, Accountability, and Transparency, FAccT '21*, 610-623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>
- Birhane, A. (2021). Algorithmic injustice: a relational ethics approach. *Patterns*, 2(2), 100205. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100205>
- Black, P., y Wiliam, D. (1998). Assessment and Classroom Learning. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, 5(1), 7-74. <https://doi.org/10.1080/0969595980050102>
- Blodgett, S. L., Barocas, S., Daumé III, H., y Wallach, H. (2020). Language (Technology) is Power: A Critical Survey of «Bias» in NLP. En D. Jurafsky, J. Chai, N. Schluter, y J. Tetreault (Eds.), *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (pp. 5454-5476). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.485>
- Boelens, R., De Wever, B., y Voet, M. (2017). Four key challenges to the design of blended learning: A systematic literature review. *Educational Research Review*, 22, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2017.06.001>
- Boetje, J., van Ginkel, S., y Smakman, M. (2026). *The Human-AI Agency Rubric: A Reflective Instrument for Human-AI Collaboration in Digital Information Problem Solving*. Figshare. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.31708876>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., y Liang, P. (2021). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models*. Stanford Center for Research on Foundation Models / arXiv.
- Booth, R. (2025, diciembre 18). AI boom has caused same CO2 emissions in 2025 as New York City, report claims. *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/technology/2025/dec/18/2025-ai-boom-huge-co2-emissions-use-water-research-finds>
- Boud, D., y Falchikov, N. (Eds.). (2007). *Rethinking assessment in higher education: learning for the longer term*. Routledge.
- Bozkurt, A. (2024). GenAI et al. Cocreation, authorship, ownership, academic ethics and integrity in a time of generative AI. En *Open Praxis* (Vol. 16, Número 1, pp. 1-10). International Council for Open and Distance Education Oslo, Norway. <https://search.informit.org/doi/pdf/10.3316/informit.T2024030500022600105330542>
- Bozkurt, A., Xiao, J., Farrow, R., Bai, J. Y. H., Nerantzi, C., Moore, S., Dron, J., Stracke, C. M., Singh, L., Crompton, H., Koutropoulos, A., Terentev, E., Pazurek, A., Nichols, M., Sidorkin, A. M., Costello, E., Watson, S., Mulligan, D., Honeychurch, S., ... Asino, T. I. (2024). The Manifesto for Teaching and Learning in a Time of Generative AI: A Critical Collective Stance to Better Navigate the Future. *Open Praxis*, 16(4), 487-513. <https://doi.org/10.55982/openpraxis.16.4.777>
- Bracho-Fuenmayor, P. L. (2025). Algorithmic literacy and epistemic inequality: the risk of a new cognitive colonization with AI. En *Emerging pedagogies: AI, territory, and situated knowledges*.
- Bradley, L., Perry, M., Fassetta, G., Ryan, S. D., y Nelson, E. L. (2024). Denaturalizing «Intelligence» in Higher Education: AI as a Rupture to Imagining and Manifesting Sustainable and Anti-colonial Literacies. *Reading Research Quarterly*, rrq.540. <https://doi.org/10.1002/rrq.540>
- Brattli, H., Utne, A., y Lynch, M. (2026). Assessment validity in the age of generative AI: a natural experiment. *Informatics*, 13(4), 56. <https://doi.org/10.3390/informatics13040056>

- Bridgeman, A. (2024, noviembre 26). *Aligning our assessments to the age of generative AI*. Teaching@Sydney, University of Sydney. <https://educational-innovation.sydney.edu.au/teaching@sydney/aligning-our-assessments-to-the-age-of-generative-ai/>
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., y Chen, R. (2026). *Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence*. Stanford Digital Economy Lab. <https://digitaleconomy.stanford.edu/publication/canaries-in-the-coal-mine-six-facts-about-the-recent-employment-effects-of-artificial-intelligence/>
- Burriss, S. K., y Leander, K. (2024). Critical Posthumanist Literacy: Building Theory for Reading, Writing, and Living Ethically with Everyday Artificial Intelligence. *Reading Research Quarterly*, rrq.565. <https://doi.org/10.1002/rrq.565>
- Bustillos, M. A., Quintero, Y. J., Luengo, D. A., y Colmenárez, M. C. (2026). An epistemic-institutional artificial intelligence literacy framework for university educators. *Frontiers in Education*, 11. <https://doi.org/10.3389/feduc.2026.1848737>
- Cabrera-Fuentes, A., Martínez Pérez, D. Z., y Rementería Fuentes, J. J. (2025). Avances, retos éticos y perspectivas de la inteligencia artificial (IA) en la educación de América Latina. *Ciencia Latina. Revista Científica Multidisciplinar*, 9(4). https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i4.18603
- Callaway, E., y Naddaf, M. (2026). Move over, AlphaFold: open-source model predicts shape of 1 billion proteins. *Nature*, 654(8117), 13-14. <https://doi.org/10.1038/d41586-026-01686-3>
- Cannizzaro, S., Abbott, P., Brooks, L., Mfengu, A., Raju, R., y Wagg, S. (2026). *GAIN: Generative AI literacy and kNowledge Framework Project Report*. University of Sheffield. <https://doi.org/10.15131/shef.data.32336400>
- Cazzaniga, M., Jaumotte, M. F., Li, L., Melina, M. G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E. J., y Tavares, M. M. M. (2024). *Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work*. International Monetary Fund.
- CEPAL, y CENIA. (2025). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2025*. CEPAL / Centro Nacional de Inteligencia Artificial (Chile).
- Cheng, L., y Liu, X. (2024). Unravelling Power of the Unseen: Towards an Interdisciplinary Synthesis of Generative AI Regulation. *International Journal of Digital Law and Governance*, 1(1), 29-51. <https://doi.org/10.1515/ijdlg-2024-0008>
- Chi, M. T. H. (2009). Active-Constructive-Interactive: A Conceptual Framework for Differentiating Learning Activities. *Topics in Cognitive Science*, 1(1), 73-105. <https://doi.org/10.1111/j.1756-8765.2008.01005.x>
- Chi, M. T., y Wylie, R. (2014). The ICAP framework: Linking cognitive engagement to active learning outcomes. *Educational psychologist*, 49(4), 219-243.
- Chirikov, I., Smirnov, I., y Kizilcec, R. F. (2026). Generative AI use and misuse call for assessment reform in higher education. *Science*, 392(6800), 818-820. <https://doi.org/10.1126/science.aec5115>
- CLACSO, y UNESCO Ecuador. (2024). *Justicia Algorítmica. Una Inteligencia Artificial ética para América Latina y el Caribe*. CLACSO / UNESCO.

- Committee on Publication Ethics. (2023, febrero 13). *Authorship and AI tools: COPE position statement*. COPE: Committee on Publication Ethics. <https://publicationethics.org/guidance/cope-position/authorship-and-ai-tools>
- Consejo de Evaluación Educativa, Universidad Nacional Autónoma de México. (2026). *Guías para el uso de la inteligencia artificial generativa en la evaluación (bachillerato, licenciatura y posgrado)*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Corbin, T., Bearman, M., Boud, D., y Dawson, P. (2025). The wicked problem of AI and assessment. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 51(4), 736-752. <https://doi.org/10.1080/02602938.2025.2553340>
- Corbin, T., Dawson, P., y Liu, D. (2025). Talk is cheap: why structural assessment changes are needed for a time of GenAI. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 50(7), 1087-1097. <https://doi.org/10.1080/02602938.2025.2503964>
- Cornell University. (2023). *Cornell guidelines for artificial intelligence | Information Technologies & Services*. <https://its.weill.cornell.edu/news/cornell-guidelines-for-artificial-intelligence>
- Couldry, N., y Mejias, U. A. (2019). Data Colonialism: Rethinking Big Data's Relation to the Contemporary Subject. *Television & New Media*, 20(4), 336-349. <https://doi.org/10.1177/1527476418796632>
- Crawford, J., Cowling, M., y Allen, K.-A. (2023). Leadership is needed for ethical ChatGPT: Character, assessment, and learning using artificial intelligence (AI). *Journal of University Teaching & Learning Practice*, 20(3), 02. <https://doi.org/10.53761/1.20.3.02>
- Crawford, K. (2021). *Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*. Yale University Press.
- Curtis, G. J. (2025). The two-lane road to hell is paved with good intentions: why an all-or-none approach to generative AI, integrity, and assessment is insupportable. *Higher Education Research & Development*, 44(8), 2151-2158. <https://doi.org/10.1080/07294360.2025.2476516>
- D'Ignazio, C., y Klein, L. F. (2020). *Data Feminism*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/11805.001.0001>
- Daher, R. (2025). Integrating AI literacy into teacher education: a critical perspective paper. *Discover Artificial Intelligence*, 5(1), 217. <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00475-7>
- De Simone, M., Tiberti, F., Barron Rodriguez, M., Manolio, F., Mosuro, W., y Dikoru, E. J. (2025). *From Chalkboards to Chatbots: Evaluating the Impact of Generative AI on Learning Outcomes in Nigeria*. World Bank. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-11125>
- DEC. (2026a). *Beyond the Pilot: A Higher Education AI Roadmap and Action Guide*.
- DEC. (2026b). *Student Voices on AI: An Actionable Guide for Institutions and Faculty*.
- Deleuze, G., y Guattari, F. (2020). *Mil mesetas: capitalismo y esquizofrenia* (J. Vázquez y U. Larrazeleta, Trans.; 2ª edición (revisada): octubre 2020). Pre-Textos.
- Deng, Y., Martinez-Arboleda, A., Abbas, N., Matias López, K. L., Mouhtaropoulos, A., Abegglen, S., Román Mendoza, E., Olojede, H. T., García-Peñalvo, F. J., de Blacquiere-Clarkson, R., y Olakule-

- hin, F. K. (2025). The political economy impact of Generative AI on higher education. *Rivista Di Digital Politics*, (2–3), 267-292. <https://doi.org/10.53227/119806>
- Digital Education Council. (2025a). *AI Skills Opportunity Map: Preparing the Next Generation Workforce*. Digital Education Council.
- Digital Education Council. (2025b). *Faculty Support and Resource Basket: Responding to Global Challenges in Business Schools*. Digital Education Council.
- Digital Education Council. (2025c). *Ten Dimension AI Readiness Framework*. Digital Education Council.
- Digital Education Council. (2025d). *The Online Course Excellence Toolkit*. Digital Education Council.
- Digital Education Council. (2026a). *AI Enablement: From Strategy to Impact*. Digital Education Council.
- Digital Education Council. (2026b). *High Adoption, Conservative Usage: How Latin American Faculty Engage with AI*.
- Digital Education Council. (2026c). *The Higher Education Innovation Impact Compass*. Digital Education Council.
- Dilek, M., Baran, E., y Aleman, E. (2025). AI Literacy in Teacher Education: Empowering Educators Through Critical Co-Discovery. *Journal of Teacher Education*. (Sage CA: Los Angeles, CA). <https://doi.org/10.1177/00224871251325083>
- Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture (European Commission). (2022). *Ethical guidelines on the use of artificial intelligence (AI) and data in teaching and learning for educators*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2766/153756>
- Duke University. (2023). Artificial Intelligence Policies: Guidelines and Considerations. *Duke Learning Innovation*. <https://learninginnovation.duke.edu/ai-and-teaching-at-duke-2/artificial-intelligence-policies-in-syllabi-guidelines-and-considerations/>
- Eaton, S. E. (2023). Postplagiarism: transdisciplinary ethics and integrity in the age of artificial intelligence and neurotechnology. *International Journal for Educational Integrity*, 19(1), 23. <https://doi.org/10.1007/s40979-023-00144-1>
- Eaton, S. E., y Dahal, B. (2026). *AI smart glasses and the future of academic integrity in a postplagiarism era*. SSRN. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5223911
- EDUCAUSE. (2024). *Higher Education Generative AI Readiness Assessment*. EDUCAUSE.
- Elayan, R., Ibrahim, M., Mirza, C., y Orrell, T. (2026). *From Ambition to Adoption: Insights into University AI Readiness from Around the World*. IREX and Development Gateway. <https://www.irex.org/universityaireadiness>
- Elkhatat, A. M., Elsaid, K., y Almeer, S. (2023). Evaluating the efficacy of AI content detection tools in differentiating between human and AI-generated text. *International Journal for Educational Integrity*, 19(1), Article 1. <https://doi.org/10.1007/s40979-023-00140-5>
- Elsevier. (2026). *Generative AI policies for journals*. Elsevier policies and standards. <https://www.elsevier.com/about/policies-and-standards/generative-ai-policies-for-journals>

- European Commission. (2026). *Guidelines on the transparency of AI-generated content (Article 50 of the AI Act) and Code of Practice on transparency*. European Commission. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/guidelines-transparency-ai-generated-content>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., y Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 489-530. <https://doi.org/10.1111/bjet.13544>
- Fandiño Parra, Y. J., y Muñoz Barriga, A. (2026). Retos y oportunidades de la inteligencia artificial para la evaluación académica en la educación superior. *Revista de la Universidad de La Salle*, 1(95). <https://doi.org/10.19052/ruls.vol1.iss95.9>
- Fawns, T. (2022). An Entangled Pedagogy: Looking Beyond the Pedagogy—Technology Dichotomy. *Postdigital Science and Education*, 4(3), 711-728. <https://doi.org/10.1007/s42438-022-00302-7>
- Fox, N. J. (2024). Artificial Intelligence and the Black Hole of Capitalism: A More-than-Human Political Ethology. *Social Sciences*, 13(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/socsci13100507>
- Freeman, J. (2025). *Student Generative AI Survey 2025*.
- Freeman, S., Eddy, S. L., McDonough, M., Smith, M. K., Okoroafor, N., Jordt, H., y Wenderoth, M. P. (2014). Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(23), 8410-8415. <https://doi.org/10.1073/pnas.1319030111>
- Garland, N. (2026). *AI Detectors Fail Diverse Student Populations: A Mathematical Framing of Structural Detection Limits* (arXiv:2603.20254). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.20254>
- Garrison, D. R., y Kanuka, H. (2004). Blended learning: Uncovering its transformative potential in higher education. *The Internet and Higher Education*, 7(2), 95-105. <https://doi.org/10.1016/j.ihe-duc.2004.02.001>
- Gerlich, M. (2025). AI Tools in Society: Impacts on Cognitive Offloading and the Future of Critical Thinking. *Societies*, 15(1), 6. <https://doi.org/10.3390/soc15010006>
- Gmyrek, P., y Berg, J. (2025). *Generative AI and jobs: a refined global index of occupational exposure* (ILO Working Paper 140). International Labour Organization. https://www.ilo.org/sites/default/files/2025-05/WP140_web.pdf
- González-Márquez, M. (2025, septiembre 2). *IA obliga a las universidades a cambiar las estrategias pedagógicas desde licenciatura*. Universidad de Guadalajara. Universidad de Guadalajara. <https://www.udg.mx/es/noticia/ia-obliga-las-universidades-cambiar-las-estrategias-pedagogicas-desde-licenciatura>
- Grundy, C. (2023, agosto 23). *Guidance on use of AI tools at Notre Dame*. University of Notre Dame AI@ND. <https://ai.nd.edu/news/guidance-on-use-of-ai-tools-at-notre-dame/>
- Guest, O., Suarez, M., Müller, B. C. N., van Meerkerk, E., Oude Groote Beverborg, A., de Haan, R., Elizondo, A. R., Blokpoel, M., Scharfenberg, N., Kleinherenbrink, A., Camerino, I., Woensdregt, M., Monett, D., Brown, J., Avraamidou, L., Alenda-Demoutiez, J., Hermans, F., y van Rooij, I.

- (2026). Against the Uncritical Adoption of «AI» Technologies in Academia. *Digital Culture & Education*, 16(2). <https://www.digitalcultureandeducation.com/volume-162-papers/against-the-uncritical-adoption-of-ai-technologies-in-academia>
- Gumede, D., y Gumede, P. R. (2026). A scoping review of emerging benefits and challenges of generative artificial intelligence in postgraduate research supervision. *Discover Artificial Intelligence*, 6(1), 717. <https://doi.org/10.1007/s44163-026-01476-w>
- Guo, Y., y Ye, Q. (2026). Meta-cognitive insights into cognitive offloading: mechanisms, interventions, and educational implications. *Humanities and Social Sciences Communications*, 13, 772. <https://doi.org/10.1057/s41599-026-06621-5>
- Hattie, J., y Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81-112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Hayles, N. K. (2017). *Unthought: The Power of the Cognitive Nonconscious*. University of Chicago Press.
- Holmes, W., y Miao, F. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO Publishing. https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=cKnYEAAAQ-BAJ&oi=fnd&pg=PA2&dq=generative+ai+in+education&ots=wmFebfK7jO&sig=_141A-sh8vwEyi-Dq_sfWFvX1NSA
- Hwang, Y., y Lee, J. H. (2025). Exploring students' experiences and perceptions of human-AI collaboration in digital content making. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00542-0>
- Instituto para el Futuro de la Educación (IFE). (2026). *Inteligencia Artificial Generativa: implicaciones éticas, ambientales y de juicio crítico en el uso de la IA generativa* [Edu Book]. Tecnológico de Monterrey. <https://observatorio.tec.mx/edu-reads/edu-book-inteligencia-artificial-generativa-implicaciones-eticas-ambientales-y-de-juicio-critico-en-el-uso-de-la-ia-generativa/>
- International Committee of Medical Journal Editors. (2026). *Defining the role of authors and contributors: recommendations*. ICMJE Recommendations. <https://www.icmje.org/recommendations/browse/roles-and-responsibilities/defining-the-role-of-authors-and-contributors.html>
- International Energy Agency. (2026, junio). *Data centres and data transmission networks*. IEA. <https://www.iea.org/energy-system/buildings/data-centres-and-data-transmission-networks>
- International Labour Organization. (2026). *Global Employment Trends for Youth 2026*. International Labour Organization. <https://ilostat.ilo.org/dataviz/getyouth/>
- Järvelä, S., Nguyen, A., y Hadwin, A. (2023). Human and artificial intelligence collaboration for socially shared regulation in learning. *British Journal of Educational Technology*, 54(5), 1057-1076. <https://doi.org/10.1111/bjet.13325>
- Jensen, L. X., Bearman, M., Boud, D., y Konradsen, F. (2025). Feedback encounters in doctoral supervision: the role of generative AI chatbots. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 51(5), 849-862. <https://doi.org/10.1080/02602938.2025.2478155>
- Jiang, J., Vetter, M. A., y Lucia, B. (2024). Toward a «More-Than-Digital» AI Literacy: Reimagining Agency and Authorship in the Postdigital Era with ChatGPT. *Postdigital Science and Education*, 6(3), 922-939. <https://doi.org/10.1007/s42438-024-00477-1>

- Jie, R. (2024). Rethinking ethical identity in the age of artificial intelligence. *Interdisciplinary Studies of Literature*, 8(3), 541-553. <https://isljournal.com/uploads/soft/240911/1-2409111G523.pdf>
- John, I. (2023). *The Art of Asking ChatGPT for High-Quality Answers: A Complete Guide to Prompt Engineering Techniques*. Nzunda Technologies Limited. <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=B97CF5463DFB8EBB50FF1A6DDC98BD2D>
- Kaplan-Rakowski, R., Grotewold, K., Hartwick, P., y Papin, K. (2023). Generative AI and Teachers' Perspectives on Its Implementation in Education. *Journal of Interactive Learning Research*, 34(2), 313-338. <https://www.learntechlib.org/primary/p/222363/>
- Karimova, G. Z., Kim, Y. D., y Shirkhanbeik, A. (2024). Poietic symbiosis or algorithmic subjugation: generative AI technology in marketing communications education. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12877-8>
- Kestin, G., Miller, K., Klales, A., Milbourne, T., y Ponti, G. (2025). AI tutoring outperforms in-class active learning: An RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting. *Scientific Reports*, 15, 17458. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-97652-6>
- Kobak, D., González-Márquez, R., Horvát, E.-Á., y Lause, J. (2025). Delving into LLM-assisted writing in biomedical publications through excess vocabulary. *Science Advances*, 11(27), ea-dt3813. <https://doi.org/10.1126/sciadv.adt3813>
- Kofinas, A. K., Tsay, C. H.-H., y Pike, D. (2025). The impact of generative AI on academic integrity of authentic assessments within a higher education context. *British Journal of Educational Technology*, 56(6), 2522-2549. <https://doi.org/10.1111/bjet.13585>
- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I., y Maes, P. (2025). *Your Brain on ChatGPT: Accumulation of Cognitive Debt when Using an AI Assistant for Essay Writing Task* (arXiv:2506.08872). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.08872>
- LaFrance, J. (2026). Governing Generative Artificial Intelligence: Institutional Policies and Guidelines at America's Flagship Universities. *Educational Policy*. <https://doi.org/10.1177/08959048261450995>
- Latour, B. (2005). *Reassembling the social: an introduction to actor-network-theory*. Oxford University Press.
- Li, C., Cui, H., y Hagedorn, L. S. (2026). The cognitive impact of ChatGPT in higher education: A systematic review of critical and creative thinking outcomes. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 10, 100571. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100571>
- Li, P., Yang, J., Islam, M. A., y Ren, S. (2023). *Making AI Less «Thirsty»: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2304.03271>
- Liang, W., Izzo, Z., Zhang, Y., Lepp, H., Cao, H., Zhao, X., Chen, L., Ye, H., Liu, S., Huang, Z., McFarland, D. A., y Zou, J. Y. (2024). *Monitoring AI-Modified Content at Scale: A Case Study on the Impact of ChatGPT on AI Conference Peer Reviews* (arXiv:2403.07183). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.07183>
- Liang, W., Yuksekgonul, M., Mao, Y., Wu, E., y Zou, J. (2023). GPT detectors are biased against non-native English writers. *Patterns*, 4(7), 100779. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100779>

- Lim, A., y Nicolaidis, A. (2024). Becoming-with-AI: Rethinking Professional Knowledge Through Generative Knowing. *Reflective Practice*, 25(3), 391-405. (world). <https://doi.org/10.1080/14623943.2024.2321227>
- Lin, X. (2025). *Cognitio Emergens: Agency, Dimensions, and Dynamics in Human-AI Knowledge Co-Creation* (arXiv:2505.03105). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.03105>
- Lipman, M. (2007). *Thinking in education* (2. ed., reprinted). Cambridge Univ. Press.
- Liu, C., Xie, L., y Xu, G. (2026). Generative AI in higher education: a meta-analysis of intellectual and social-emotional outcomes. *Frontiers in Psychology*, 17, 1848745. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1848745>
- Llorens Largo, F., y Alier Forment, M. (2026, mayo 14). *El espejismo de los detectores de inteligencia artificial: por qué no son útiles ni justos*. The Conversation. <https://theconversation.com/el-espejismo-de-los-detectores-de-inteligencia-artificial-por-que-no-son-utiles-ni-justos-281246>
- Lodge, J. M., Howard, S., Bearman, M., y Dawson, P. (2023). *Assessment Reform for the Age of Artificial Intelligence*. Tertiary Education Quality and Standards Agency (TEQSA), Australian Government.
- Lodge, J. M., y Loble, L. (2026). *Artificial intelligence, cognitive offloading and implications for education* (pp. 1487662 Bytes). University of Technology Sydney. <https://doi.org/10.71741/4PYXMBNJAQ.31302475>
- Long, D. Y., Wang, S., Md Rashid, S., y Lu, X. T. (2026). Artificial intelligence in higher education: a systematic review of its impact on student engagement and the mediating role of teaching methods. *Frontiers in Education*, 10, 1648661. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1648661>
- Luccioni, A. S., Jernite, Y., y Strubell, E. (2024). Power Hungry Processing: Watts Driving the Cost of AI Deployment? *Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '24)*, 85-99. <https://doi.org/10.1145/3630106.3658542>
- Lukac, P. J., Turner, W., Vangala, S., Chin, A. T., Khalili, J., Shih, Y.-C. T., Sarkisian, C., Cheng, E. M., y Mafi, J. N. (2025). Ambient AI Scribes in Clinical Practice: A Randomized Trial. *NEJM AI*, 2(12). <https://doi.org/10.1056/Aloa2501000>
- Lullo, A. D., y Bielik, D. A. (2026). *DEC. AI in Higher Education Latin America Survey 2026*.
- Martínez Esteban, J. F., y Morales Vázquez, E. (2025). Ética docente y uso de IA generativa en la enseñanza de lenguas: entre la eficiencia y la responsabilidad profesional. *Estudios y Perspectivas. Revista Científica y Académica*, 5(3), 5011-5026. <https://doi.org/10.61384/r.c.a.v5i3.1517>
- Martínez-Torres, R., Leal-Rendón, N. M., y Bacre-Guzmán, D. del C. (2025). Ética en el uso de la inteligencia artificial generativa por estudiantes universitarios. *VinculaTégica EFAN*, 11(6), 115-130. <https://doi.org/10.29105/vtga11.6-1233>
- Massachusetts Institute of Technology. (2026). *Report of MIT's Ad Hoc Committee on AI Use in Teaching, Learning, and Research Training*. Massachusetts Institute of Technology. <https://aian-deduction.mit.edu/report/>

- McInnes, R. (2026). Surveillance, Tyranny, and Technocratic Colonialism: A Critical Interrogation of Gen-AI Solutionism in Higher Education Curriculum. *Critical Education*, 17(2). <https://doi.org/10.14288/ce.v17i2.187244>
- McQuillan, D. (2026). *AI, Decomputing and the Interregnum* (Preprint No. 18908530). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.18908530>
- Melumad, S., y Yun, J. H. (2025). Experimental evidence of the effects of large language models versus web search on depth of learning. *PNAS Nexus*, 4(10), pgaf316. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgaf316>
- Memarian, B., y Doleck, T. (2025). A Systematic Review of Academic Integrity and Misconduct with Artificial Intelligence in Higher Education. *SN Computer Science*, 7(1), 49. <https://doi.org/10.1007/s42979-025-04569-y>
- Meshi, A. (2024). GPT-ME: A Human-AI Cognitive Assemblage. *Proceedings of the ACM on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 7(4), 55:1-55:8. <https://doi.org/10.1145/3664214>
- Miao, F., y Cukurova, M. (2024). *AI competency framework for teachers*. UNESCO. <https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10196729/>
- Minerva Project. (2023). *White Paper: Integrating Artificial Intelligence: Key Strategies for Higher Education*. <https://www.minervaproject.com/white-paper/integrating-artificial-intelligence>
- Miranda, D. (2024). Evaluación auténtica en diseño gráfico: desafíos emergentes en la era de la inteligencia artificial generativa. *Revista de la Universidad ORT Uruguay*.
- Moffatt, B., y Hall, A. (2024). Is AI my co-author? The ethics of using artificial intelligence in scientific publishing. *Accountability in Research*, 1-17. <https://doi.org/10.1080/08989621.2024.2386285>
- Mohamed, S., Png, M.-T., y Isaac, W. (2020). Decolonial AI: Decolonial Theory as Sociotechnical Foresight in Artificial Intelligence. *Philosophy & Technology*, 33(4), 659-684. <https://doi.org/10.1007/s13347-020-00405-8>
- Mollick, E. R., y Mollick, L. (2022). *New Modes of Learning Enabled by AI Chatbots: Three Methods and Assignments* (SSRN Scholarly Paper No. 4300783). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4300783>
- Mollick, E. R., y Mollick, L. (2023). *Assigning AI: Seven Approaches for Students, with Prompts* (SSRN Scholarly Paper No. 4475995). <https://papers.ssrn.com/abstract=4475995>
- Montiel González, A. (2025, septiembre 2). *Inauguran el Innova Forum 2025, creatividad, innovación e IA*. Universidad de Guadalajara. Universidad de Guadalajara. <https://www.udg.mx/es/noticia/inauguran-el-innova-forum-2025-creatividad-innovacion-e-ia>
- Montiel González, A. (2026, agosto 19). *Karla Planter inaugura II Congreso universitario de inteligencia artificial y transhumanismo*. Universidad de Guadalajara. Universidad de Guadalajara. <https://www.udg.mx/es/noticia/karla-planter-inaugura-ii-congreso-universitario-de-inteligencia-artificial-y>
- Nasr, N. R., Tu, C.-H., Werner, J., Bauer, T., Yen, C.-J., y Sujo-Montes, L. (2025). Exploring the Impact of Generative AI ChatGPT on Critical Thinking in Higher Education: Passive AI-Directed

- Use or Human–AI Supported Collaboration? *Education Sciences*, 15(9), 1198. <https://doi.org/10.3390/educsci15091198>
- Ni, W., y Li, J. (2026). Mapping the impact of generative AI in higher education: a scoping review of psychological and equity dimensions. *Frontiers in Psychology*, 17, 1856854. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1856854>
- Nikolić, D., y Basta Nikolić, M. (2026). Designing AI-resilient assessment in higher education: a four-pillar conceptual framework. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 9, 1841682. <https://doi.org/10.3389/frai.2026.1841682>
- Noble, S. U. (2018). *Algorithms of oppression: How search engines reinforce racism* (pp. xv, 229). New York University Press.
- Nordling, L. (2026). AI and the PhD student: friend or foe? *Nature*, 651(8106), 842-844. <https://doi.org/10.1038/d41586-026-00843-y>
- Nuredini, K. (2025). A scoping review of AI for sustainability and sustainable AI in higher education. *Discover Computing*, 28. <https://doi.org/10.1007/s10791-025-09861-2>
- OECD. (2024). *The Potential Impact of Artificial Intelligence on Equity and Inclusion in Education*. OECD Publishing.
- OECD. (2026). *OECD Digital Education Outlook 2026: Exploring Effective Uses of Generative AI in Education*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/062a7394-en>
- Open University Graduate School Network. (2025, mayo 21). *Position statement and guidance on generative AI and doctoral education (v2.0)*. The Open University. <https://university.open.ac.uk/students/research/ou/services/position-statement-and-guidance-generative-ai-and-doctoral-education>
- Patiño, A., Ramírez-Montoya, M. S., y Buenestado-Fernández, M. (2023). Active learning and education 4.0 for complex thinking training: analysis of two case studies in open education. *Smart Learning Environments*, 10(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00229-x>
- Pérez-Paredes, P., Curry, N., y Ordoñana-Guillamón, C. (2025). Critical AI literacy for applied linguistics and language education students. *Journal of China Computer-Assisted Language Learning*. <https://doi.org/10.1515/jccall-2025-0005>
- Perkins, G. (2026). Resilient assessment in the age of AI: authentic design and the case for verbal examinations in business education. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 1-16. <https://doi.org/10.1080/02602938.2026.2644516>
- Perkins, M. (2023, enero 1). *Academic Integrity considerations of AI Large Language Models in the post-pandemic era: ChatGPT and beyond* | *Journal of University Teaching and Learning Practice*. *Journal of University Teaching & Learning Practice Journal of*. <https://doi.org/10.53761/1.20.02.07>
- Perkins, M., Roe, J., y Furze, L. (2025). The AI Assessment Scale revisited: a framework for educational assessment. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 22(7). <https://arxiv.org/abs/2412.09029>

- Perrotta, C. (2024). *Plug-and-play Education: Knowledge and Learning in the Age of Platforms and Artificial Intelligence* (1.^a ed.). Taylor & Francis. <https://doi.org/10.4324/9781003099826>
- Pinotti, A. (2026). Artificial Intelligence, VR, and the Virtual. En *Lecture Notes in Morphogenesis* (pp. 83-103). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-08726-3_5
- ProFuturo, y OEI. (2025). *La llegada de la IA a la educación en América Latina: en construcción*. ProFuturo / Organización de Estados Iberoamericanos.
- Ramírez Chávez, M. A., y Litardo Caicedo, L. G. (2025). Ética y responsabilidad en el uso de inteligencia artificial en la educación superior. *Estudios y Perspectivas. Revista Científica y Académica*, 5(2), 66-84. <https://doi.org/10.61384/r.c.a.v5i2.1095>
- Reuters Institute for the Study of Journalism. (2026). *Digital News Report 2026*. University of Oxford. <https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/digital-news-report/2026/dnr-executive-summary>
- Ricaurte, P. (2019). Data Epistemologies, the Coloniality of Power, and Resistance. *Television & New Media*, 20(4), 350-365. <https://doi.org/10.1177/1527476419831640>
- Rousell, D., y Sinclair, M. P. (2024). Desiring-futures in education policy: assemblage theory, artificial intelligence, and UNESCO's futures of education. *Educational Review*, 0(0), 1-24. <https://doi.org/10.1080/00131911.2024.2362176>
- Royal Institute of British Architects. (2026). *RIBA AI Report 2026*. Royal Institute of British Architects. <https://www.riba.org/work/insights-and-resources/ai-report/>
- Russell Group. (2023, mayo 30). *Principles on the use of generative AI tools in education*. <https://www.russellgroup.ac.uk/policy/policy-briefings/principles-use-generative-ai-tools-education>
- Samuel, A. (2026). Learning with machines: Toward a theory of epistemic co-agency. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 10, 100573. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100573>
- Sánchez Díaz, M. F. (2024). Inteligencia artificial generativa y los retos en la protección de los datos personales. *Estudios en Derecho a la Información (IIJ-UNAM)*, (18), 179-205. <https://doi.org/10.22201/iiij.25940082e.2024.18.18852>
- Schaaff, K., Schlippe, T., y Mindner, L. (2024). *FernUni LLM Experimental Infrastructure (FLEXI): Enabling Experimentation and Innovation in Higher Education through Access to Open Large Language Models*. arXiv.
- Secihti. (2026). *Principios de Chapultepec. Declaración de ética y buenas prácticas para el uso y desarrollo de la Inteligencia Artificial*. <https://secihti.mx/ciencia-y-humanidades/principios-de-chapultepec-declaracion-de-etica-y-buenas-practicas-para-el-uso-y-desarrollo-de-la-inteligencia-artificial/>
- Secretaría de Educación Pública. (2026). *Principios de acción para un uso ético y crítico de la IAG en la educación superior mexicana*. Secretaría de Educación Pública. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/1071410/ENIAG2025_PRINCIPIOS.pdf
- Selwyn, N. (2024). On the limits of artificial intelligence (AI) in education. *Nordisk Tidsskrift for Pædagogikk Og Kritikk*, 10(1), 3-14. <https://doi.org/10.23865/ntpk.v10.6062>
- Sieker, F., Tarkowski, A., Gimpel, L., y Osborne, C. (2025). *Public AI – White Paper*. 73 S. <https://doi.org/10.11586/2025040>

- Skrabut, S. (2023). *80 Ways to Use ChatGPT in the Classroom: Using AI to Enhance Teaching and Learning*. Stanley A. Skrabut. <http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=B02BAD2EBDB-D9962319D2522F5A0E3A2>
- Smith, B., y Nakagawa, M. (2026, julio 9). Responsibly building the AI future. *Microsoft On the Issues*. <https://blogs.microsoft.com/on-the-issues/2026/07/09/responsibly-building-the-ai-future/>
- Sperling, K., Stenberg, C.-J., McGrath, C., Åkerfeldt, A., Heintz, F., y Stenliden, L. (2024). In search of artificial intelligence (AI) literacy in teacher education: A scoping review. *Computers and Education Open*, 6, 100169. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100169>
- Stack Overflow. (2025). *2025 Developer Survey: AI*. Stack Overflow. <https://survey.stackoverflow.co/2025/ai>
- Stanford Institute for Human-Centered AI. (2026). *The 2026 AI Index Report*. Stanford University. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report>
- Stanford University. (2023). *Artificial Intelligence Teaching Guide | Teaching Commons*. Teachin Commons. <https://teachingcommons.stanford.edu/teaching-guides/artificial-intelligence-teaching-guide>
- Storey, V. (2026). When AI writes the doctoral thesis: reclaiming the oral defence as a learning development intervention. *Journal of Learning Development in Higher Education*, (39). <https://journal.alдинhe.ac.uk/index.php/jldhe/article/view/1809>
- Sullivan, M., Kelly, A., y McLaughlan, P. (2023). ChatGPT in higher education: Considerations for academic integrity and student learning. *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(1), Article 1. <https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.17>
- Suprema Corte de Justicia de la Nación. (2025). *Tesis con registro digital 2031010: lineamientos para el uso de la inteligencia artificial en la función jurisdiccional*. Semanario Judicial de la Federación. <https://sjf2.scjn.gob.mx/detalle/tesis/2031010>
- Tan, X., Cheng, G., y Ling, M. H. (2025). Artificial intelligence in teaching and teacher professional development: A systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100355. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100355>
- Tecnológico de Monterrey. (2024). *11 lineamientos para el uso ético de la inteligencia artificial*. Tecnológico de Monterrey / CEDDIE.
- Tertiary Education Quality and Standards Agency. (2026). *Assuring quality learning in a gen AI-integrated future: the role of adaptive capabilities*. Tertiary Education Quality and Standards Agency. <https://www.teqsa.gov.au/about-us/news-and-events/latest-news/new-resource-gen-ai-and-assurances-learning>
- Trikoili, A., Georgiou, D., Pappa, C. I., y Pittich, D. (2025). Critical Thinking Assessment in Higher Education: A Mixed-Methods Comparative Analysis of AI and Human Evaluator. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(24), 15570-15583. <https://doi.org/10.1080/10447318.2025.2499164>

- UCL Doctoral School. (2025). *Transparency on authorship and generative AI in doctoral research*. University College London. <https://www.ucl.ac.uk/study/doctoral-school/regulations/essential-procedures-and-policies/transparency-authorship-and-generative-ai-doctoral-research>
- UNAM desarrolla protocolo para el uso ético de la inteligencia artificial en los posgrados. (2025, diciembre 8). *Milenio*. <https://www.milenio.com/comunidad/unam-desarrolla-protocolo-ia-posgrados-etica>
- UNESCO. (2024). *Roadmap for Ethical Artificial Intelligence for Latin America and the Caribbean 2024-2025*. UNESCO.
- UNESCO. (2025). *Kenya: artificial intelligence readiness assessment report*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000392693>
- UNESCO IESALC. (2025). *Oportunidades y desafíos de la era de la inteligencia artificial para la educación superior*. UNESCO IESALC.
- UNESCO IESALC. (2026). Adopción y gobernanza de la inteligencia artificial en la educación superior de América Latina y el Caribe. *Educación Superior y Sociedad*. <https://ess.iesalc.unesco.org/index.php/ess3/article/view/v37i2-dt-14>
- Universidad Abierta y a Distancia de México. (2024). *Lineamientos para el uso ético y responsable de la inteligencia artificial*. UnADM / SEP.
- Universidad de Guadalajara. (2018). *Código de Ética*. https://secgral.udg.mx/sites/default/files/Normatividad_general/2018-03-02-codigo-de-etica-feb2018.pdf
- Universidad Nacional Autónoma de México, Grupo Académico IAGEN. (2025). *Recomendaciones para el uso educativo de la Inteligencia Artificial Generativa en la UNAM*. UNAM / CEIDE.
- University caught out using AI to wrongly accuse students of cheating with AI. (2025, octubre 9). *ABC News (Australia)*. <https://www.abc.net.au/news/2025-10-09/artificial-intelligence-cheating-australian-catholic-university/105863524>
- University of Toronto, School of Graduate Studies. (2026, julio 17). *Guidance on the appropriate use of generative artificial intelligence for graduate academic milestones*. University of Toronto School of Graduate Studies. <https://www.sgs.utoronto.ca/about/guidance-on-the-use-of-generative-artificial-intelligence/>
- Uunona, G. N., y Goosen, L. (2023). Leveraging Ethical Standards in Artificial Intelligence Technologies: A Guideline for Responsible Teaching and Learning Applications. En *Handbook of Research on Instructional Technologies in Health Education and Allied Disciplines* (pp. 310-330). IGI Global. <https://www.igi-global.com/chapter/leveraging-ethical-standards-in-artificial-intelligence-technologies/320386>
- Valentini, A. (2026). AI Adoption and Governance in Latin American and Caribbean Higher Education: Findings from a Regional Survey. *Educación Superior y Sociedad*, 37(2). <https://doi.org/10.54674/ess.v37i2.1278>
- Vallès-Peris, N., y and Pareto, J. (2025). Artificial intelligence as a mode of ordering. Automated-decision making in primary care. *Information, Communication & Society*, 0(0), 1-19. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2024.2406802>

- Van Vlasselaer, M., Van Droogenbroeck, F., y Spruyt, B. (2026). Who wrote this? Evaluating the reliability of AI detection tools in higher education. *International Journal for Educational Integrity*, 22(1), 16. <https://doi.org/10.1007/s40979-026-00226-w>
- Veldhuis, A., Lo, P. Y., Kenny, S., y Antle, A. N. (2025). Critical Artificial Intelligence literacy: A scoping review and framework synthesis. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 43, 100708. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212868924000771>
- Vendrell, M., y Johnston, S.-K. (2026). Scaffolding critical thinking with generative AI: Design principles for integrating large language models in higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 10, 100572. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100572>
- Vries-Gao, A. de. (2025). The carbon and water footprints of data centers and what this could mean for artificial intelligence. *Patterns*, 0(0). <https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101430>
- Wang, J., y Fan, W. (2026). Retraction Note: The effect of ChatGPT on students' learning performance, learning perception, and higher-order thinking: insights from a meta-analysis. *Humanities and Social Sciences Communications*, 13, 528. <https://doi.org/10.1057/s41599-026-07310-z>
- Wang, S., y Zhang, H. (2026). Pedagogical partnerships with generative AI in higher education: how dual cognitive pathways paradoxically enable transformative learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 23(1), 11. <https://doi.org/10.1186/s41239-026-00585-x>
- Wang, Z., Liu, M., y Islam, A. Y. M. A. (2026). Reimagining teacher-AI co-design in learning task design: Trends and perspectives. *Humanities and Social Sciences Communications*. <https://doi.org/10.1057/s41599-026-06981-y>
- Washington State University, Office of the Provost. (2026). *Cancellation of Turnitin AI Detection software: memo to instructors*. Washington State University. https://provost.wsu.edu/documents/2026/02/cancellation-of-turnitin-ai-detection-software_memo-to-instructors_provost-office_spring-2026.pdf/
- Webb, M., y Galamba, A. (2026). Transforming pedagogy with GenAI-supported formative assessment: challenges for teacher education. *British Journal of Educational Technology*, 57(3), 690-706. <https://doi.org/10.1111/bjet.70051>
- Weber-Wulff, D., Anohina-Naumeca, A., Bjelobaba, S., Foltýnek, T., Guerrero-Dib, J., Popoola, O., Šigut, P., y Waddington, L. (2023). Testing of detection tools for AI-generated text. *International Journal for Educational Integrity*, 19(1), 26. <https://doi.org/10.1007/s40979-023-00146-z>
- Wegerif, R. (2007). *Dialogic Education and Technology: Expanding the Space of Learning*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-71142-3>
- Weidlich, J., Gašević, D., Drachsler, H., y Kirschner, P. (2025). ChatGPT in Education: An Effect in Search of a Cause. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(5), e70105. <https://doi.org/10.1111/jcal.70105>
- Whittaker, M. (2021). The Steep Cost of Capture. *Interactions*, 28(6), 50-55. <https://doi.org/10.1145/3488666>
- Wiggins, G., y McTighe, J. (2005). *Understanding By Design, 2nd Edition* (2nd Expanded).

- Williamson, B., y Eynon, R. (2020). Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 223-235. <https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1798995>
- Wu, R., y Yu, Z. (2023). Do AI chatbots improve students learning outcomes? Evidence from a meta-analysis. *British Journal of Educational Technology*, 55(1), bjet.13334. <https://doi.org/10.1111/bjet.13334>
- Wu, X., Zhu, P., Zhang, J., Yin, M., y Wang, Y. (2026). ChatGPT's impact on student learning outcomes: a meta-analysis of 35 experimental studies. *Humanities and Social Sciences Communications*, 13, 684. <https://doi.org/10.1057/s41599-026-07019-z>
- Xia, Q., Weng, X., Ouyang, F., Lin, T. J., y Chiu, T. K. F. (2024). A scoping review on how generative artificial intelligence transforms assessment in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 40. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00468-z>
- Yang, S., y Ma, R. (2025). *Classifying Epistemic Relationships in Human-AI Interaction: An Exploratory Approach*. arXiv.

1. Documentación de Turnitin sobre detección de escritura con IA.↩

Licencia y reutilización

El contenido original de esta edición se ofrece bajo [Creative Commons Atribución/Reconocimiento-CompartirIgual 4.0 Internacional](#), salvo las excepciones indicadas abajo.



Puedes compartir y adaptar

Copiar, redistribuir y transformar el material en cualquier formato, incluso con fines comerciales.



Reconoce la procedencia

Identifica la obra original y enlázala cuando sea posible. Conserva los créditos proporcionados, enlaza la licencia e indica los cambios. La atribución no debe sugerir que se respalda tu uso.



Comparte las adaptaciones con la misma licencia

Al distribuir una adaptación, usa CC BY-SA 4.0 o una licencia compatible. No impongas restricciones legales ni medidas tecnológicas que impidan lo permitido.

Excepciones y otros derechos

Los materiales de terceros conservan sus licencias, condiciones de uso y derechos reservados. Los logotipos, escudos y marcas quedan fuera de esta licencia. Pueden requerirse permisos por derechos de imagen, privacidad o derechos morales; la licencia no los sustituye.

El aviso no implica aprobación institucional, patrocinio, aval ni estatus oficial de esta edición o sus adaptaciones. Tampoco concede garantías. Consulta el [texto legal](#); el resumen no lo reemplaza.

Al reutilizar: identifica el título del documento o anexo, la edición de 2026 y los créditos que incluya; añade «CC BY-SA 4.0», el enlace a la licencia y los cambios realizados.

Edición 0.19-2026-09-08

creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/