

Inteligencia artificial e inteligencia colectiva en la educación superior digital: estudio cuasi-experimental con la plataforma Kampal

Artificial intelligence and collective intelligence in digital higher education: a quasi-experimental study using the Kampal platform



 Alicia Martínez-De la muela - *Universidad Internacional de La Rioja, UNIR (España)*
 Juan Pablo Ruiz-Fuentes - *Universidad Internacional de La Rioja, UNIR (España)*
 José L. González-Geraldo - *Universidad de Castilla-La Mancha, UCLM (España)*

RESUMEN

La irrupción de la Inteligencia Artificial (IA) en educación superior plantea el desafío de integrar el aprendizaje personalizado con aprendizaje colaborativo. La inteligencia colectiva se sitúa en este estudio como una herramienta que permite articular ambos enfoques, al transformar aportaciones individuales en conocimiento compartido mediante tecnologías mediadas por IA. En este marco, se analiza la percepción del uso de la plataforma Kampal como entorno de aprendizaje que favorece simultáneamente la autonomía del estudiante y la construcción colectiva del conocimiento. Se empleó un diseño cuasi-experimental pretest-posttest con una muestra inicial de 399 estudiantes de educación superior a distancia digital y una muestra final emparejada de 25 casos coincidentes. A través de un cuestionario estructurado, se evaluaron tres dimensiones: familiaridad con la herramienta, percepción de eficacia de esta y expectativas de uso o disposición futura a utilizar tecnologías similares. Los resultados muestran un incremento significativo en la familiaridad con Kampal y en la disposición a emplear herramientas de inteligencia colectiva en el futuro, aunque no se hallaron cambios significativos en las expectativas ni en la percepción de eficacia inmediata. El análisis factorial reveló dos dimensiones principales: familiaridad y eficacia/expectativas. Los hallazgos sugieren que estas herramientas fomentan una actitud favorable hacia su uso futuro, aunque sin cambios significativos en la percepción de eficacia. Esto resalta la necesidad de una mediación docente intencionada. Supervisada adecuadamente, la IA potencia entornos híbridos que integran personalización y colaboración, donde la inteligencia colectiva opera como nexo, facilitando dinámicas complejas como la inteligencia de enjambre en educación superior.

Palabras clave: inteligencia artificial; aprendizaje mediado por IA; educación superior; inteligencia colectiva; educación a distancia; Kampal.

ABSTRACT

The emergence of Artificial Intelligence (AI) in higher education poses the challenge of integrating personalized learning with collaborative learning. Collective intelligence is presented in this study as a tool that allows both approaches to be articulated, transforming individual contributions into shared knowledge through AI-mediated technologies. Within this framework, the perception of the Kampal platform as a learning environment that simultaneously promotes student autonomy and collective knowledge construction is analyzed. A pretest-posttest quasi-experimental design was used with an initial sample of 399 digital distance higher education students and a final matched sample of 25 cases. Three dimensions were evaluated through a structured questionnaire: familiarity with the tool, perception of its effectiveness, and expectations of use or future willingness to use similar technologies. The results show a significant increase in familiarity with Kampal and willingness to use collective intelligence tools in the future, although no significant changes were found in expectations or perceptions of immediate effectiveness. Factor analysis revealed two main dimensions: familiarity and effectiveness/expectations. The findings suggest that these tools promote a favorable attitude toward their future use, although without significant changes in perceived effectiveness. This highlights the need for intentional teacher mediation. When properly supervised, AI empowers hybrid environments that integrate personalization and collaboration, where collective intelligence operates as a nexus, facilitating complex dynamics such as swarm intelligence in higher education.

Keywords: artificial intelligence; AI-mediated learning; higher education; collective intelligence; distance education; Kampal.

INTRODUCCIÓN

Hablar de Inteligencia Artificial (IA), en especial dentro del ámbito educativo, se ha convertido peligrosa pero también significativamente en sinónimo de ChatGPT o, en su defecto, de otros grandes modelos de lenguaje (LLM: Large Language Models) como Copilot, Gemini o Claude, por señalar simplemente algunos de los principales LLM, todos ellos privativos, aunque existen alternativas en código abierto. No obstante, como es evidente a poco que nos paremos a observar la evolución del uso e implementación ya no solo de la IA, sino de las Tecnologías de la Información y de la Comunicación (TIC) en educación y en especial en educación a distancia (Bozkurt, 2023), nos daremos cuenta de que, en efecto, la IA –sin tener por ello que resignarnos a la meramente generativa de texto– como también ha ocurrido anteriormente con otros avances tecnológicos –MOOC/NOOC, por ejemplo– nos obliga a replantear los modelos educativos vigentes, como señala García Aretio, tanto de manera urgente como profunda (UNED, 2025).

Estrictamente hablando, el concepto de IA lleva con nosotros casi setenta años, habiendo evolucionado irregularmente –lo que se conoce como los inviernos de la IA– hasta nuestros días (Russell y Norvig, 2020). Sin detallar los distintos subcampos que la conforman (*machine learning*, por ejemplo), así como las distintas IA que existen en función de su especificidad (IA débil-fuerte) entenderemos que bajo el concepto de IA hacemos referencia al uso de algoritmos que permiten realizar y agilizar trabajos inteligentes normalmente asociados a los seres humanos. En este sentido, conviene también señalar que, en educación especialmente, no se trata tanto de ver qué es lo que la IA puede *por* nosotros –sustitución– sino más bien *para* nosotros –provisión– e incluso *con* nosotros –colaboración–.

Asimismo, resulta oportuno considerar la hoja de ruta propuesta por OpenAI hacia la inteligencia artificial general, que establece cinco niveles progresivos (Tabla 1) que orientan el desarrollo actual y futuro de estas tecnologías (Duenas y Ruiz, 2024).

Tabla 1
Marco de cinco niveles de OpenAI para el desarrollo de IA

Nivel	Nombre	Características claves
1	Chatbots	Habilidades en el lenguaje conversacional
2	Razonadoras	Resolución de problemas a nivel humano
3	Agentes	Acción autónoma
4	Innovadores	Apoyo a la invención y la creatividad
5	Organizaciones	Gestión organizacional compleja

Fuente: Duenas y Ruiz, 2024, p. 3

En esta línea se aborda el potencial de la IA en la educación a distancia digital yendo más allá de los LLM o nivel 1, al mismo tiempo que, como veremos, reflexiona sobre algunos de los retos a los que hoy, queramos o no, hemos de enfrentarnos. En este último sentido, es imprescindible tener como pieza clave el Reglamento de la Unión Europea sobre Inteligencia Artificial (Unión Europea, 2024), comúnmente denominado “IA Act”, en el que se establecen las pautas y directrices éticas y responsables necesarias para que estas nuevas plataformas puedan, en efecto, catalizar la mejora educativa y no, simplemente, delegar la toma de responsabilidades que, por supuesto, ha de quedar siempre en manos no solo humanas, sino también expertas, sobre todo en ámbitos sensibles como la justicia, la sanidad y, en el caso que nos ocupa, la educación y en especial la educación superior.

Por estos motivos, plataformas como la que nos ocupa, centradas en el uso de la IA con una finalidad colectiva y pedagógica, nos permitirían actuar como una extensión de la memoria grupal, optimizar la atención colectiva, fortalecer el razonamiento colectivo, realizar una tutoría a escala personalizada y, en consecuencia y de manera paralela, ahorrar tiempo en tareas rutinarias (Riedl y De Cremer, 2025). Estos beneficios, por supuesto, tal como señalan estos mismos y otros autores, no están exentos de riesgos: sesgos, dependencia, brechas digitales, resistencia al cambio, etc. Entre ellos, como veremos con más detalle en la parte final del artículo, la potencial reducción de la diversidad intelectual (Riedl y Bogert, 2024). Por otro lado, el trabajo colaborativo en entornos virtuales favorece el desarrollo de la motivación intrínseca y el fortalecimiento de la autoestima, al contribuir a reducir la sensación de aislamiento y permitir que cada participante perciba su contribución como esencial para el logro colectivo (Marrón Luna, 2021).

El presente artículo se enmarca en esa necesidad crítica, con un enfoque particular en una cuestión clave en el debate pedagógico actual: cómo integrar el aprendizaje personalizado con el aprendizaje colaborativo en entornos mediados por inteligencia artificial, incluyendo un buen equilibrio entre la interacción mediada por la IA y el factor humano en contextos de aprendizaje y la construcción colectiva del conocimiento (Msambwa et al., 2025). Mientras que las aplicaciones actuales tienden a priorizar el aprendizaje individualizado mediante sistemas conversacionales, existe aún un escaso desarrollo de herramientas que promuevan procesos colectivos de construcción del conocimiento. Esta escasez, pese al exponencial avance de todo lo relacionado con la IA, se hace extensivo a las pocas evidencias existentes en la literatura relacionada con plataformas que vayan más allá de los modelos de generación de lenguaje y, en especial, con respecto al concepto de inteligencia colectiva asistida por IA.

La inteligencia colectiva se presenta en este estudio, por tanto, como una herramienta que apoya tanto el aprendizaje personalizado, a través de la revisión de las contribuciones y la monitorización del comportamiento individual, como al aprendizaje colectivo, mostrando un potencial para compartir conocimientos y llegar a resultados conjuntos mediante una plataforma digital. Kampal Collective Learning

(KCL) es una plataforma de inteligencia colectiva desarrollada por Kampal Data Solutions, una empresa derivada de la Universidad de Zaragoza. Su objetivo principal es facilitar la resolución colaborativa de problemas mediante la combinación de aportaciones individuales y colectivas en tiempo real. La plataforma opera a través de fases estructuradas donde los participantes pueden proponer, revisar y modificar ideas, fomentando un aprendizaje dinámico y colaborativo.

Antes de continuar, es imprescindible no solo señalar que Kampal no es un *chatbot*, sino que el uso que esta hace de la IA queda alejado del control y conocimiento de los propios usuarios y, en este caso, también beneficiarios de la misma. Con otras palabras, ni profesores ni estudiantes son conscientes de qué y cómo funcionan los algoritmos que subyacen a Kampal y que, en definitiva, conforman los grupos de trabajo y las redes sobre las que se construye dicha Inteligencia Colectiva. Estamos, por tanto, ante una plataforma que entiende la IA desde el prisma del Big Data (BD) y Machine Learning (ML) y que, como también debatiremos en la parte final de estas líneas, se enfrenta, entre otros asuntos, a la escurridiza trazabilidad de los modelos de IA tipificados de “caja negra”. De esta forma, tanto para complementar y diferenciarnos de la avalancha de estudios sobre la relación entre IA-(LLM) y educación, como tanto para explorar hasta qué punto otras plataformas son aceptadas y cuál puede ser el impacto y potencial uso en nuestros programas educativos, hemos seleccionado como epicentro de este estudio la herramienta Kampal (<https://ic.kampal.com/?locale=es>), cuyo objetivo final consiste, a través del uso de la IA, en posibilitar y potenciar el uso de la Inteligencia Colectiva (IC o, en ocasiones, *Thinkhub*) para la resolución colaborativa de problemas.

Pese a que la literatura con respecto al uso de Kampal no es muy extensa, estamos ante un medio ciertamente adecuado para una educación multitudinaria y cuyos beneficios sobrepasan los estrictamente académicos (Gonzalo et al., 2023) o los meramente informacionales, abordando así dilemas morales y no solo conocimientos (Bautista-Alcaine et al., 2025), algunos de ellos ciertamente relacionados también en su génesis con una implementación deficiente de la IA, como la existencia de las fake news (Cebollero-Salinas et al., 2024). De cualquier forma, como observamos en la metodología de estas mismas investigaciones, adecuados para una educación de calidad, y por tanto superior, que bien puede ser a distancia.

Inteligencia colectiva en el contexto de educación superior a distancia digital

Tal como señala García Aretio (2020), la educación a distancia ha experimentado una transformación semántica y funcional hacia modelos más complejos (presencial, o a distancia o mixta/combinada) pudiendo ser integrados en el concepto Educación a Distancia Digital (EaDD) en el ámbito de educación superior. Este contexto, lejos de limitarse a un modelo de aprendizaje individualista, orienta cada vez más sus esfuerzos hacia el fortalecimiento del aprendizaje personalizado dentro del proceso

educativo. Bayly-Castaneda et al. (2024) señalan, tras una revisión sistemática de la literatura, que el enfoque del uso de la IA se dirige principalmente al ámbito de educación superior y donde predomina el uso de tecnologías de aprendizaje adaptativo orientadas al desarrollo de rutas de aprendizaje personalizadas. Este paradigma busca integrar la personalización del aprendizaje con la construcción de una comunidad de conocimiento, en la que todos sus miembros asumen una responsabilidad compartida en la generación y consolidación del saber. Esta visión se ve reforzada por la idea de utilizar herramientas de visualización para facilitar la interpretación de las contribuciones en entornos de inteligencia colectiva (Ullmann et al., 2019).

Resulta oportuno destacar la contribución de Fidalgo-Blanco et al. (2017), quienes desarrollaron un modelo teórico-práctico de inteligencia colectiva en el aula universitaria presencial, basado en la gestión del conocimiento generado por el alumnado mediante una red social privada. Aunque su experiencia se desarrolla en un entorno presencial, los principios que subyacen y el enfoque de cooperación a partir de la inteligencia individual del colectivo se ve extendido en el uso de plataformas que automatizan y escalan esas interacciones mediante inteligencia artificial. Del análisis de Zawacki-Richter et al. (2019), se advierte que su uso en la educación superior en la mayoría de las aplicaciones desarrolladas hasta la fecha ha relegado a los docentes a un rol periférico. Según los autores, las soluciones basadas en IA se centran en el diseño automático de contenidos, la predicción de resultados o la monitorización del rendimiento, pero descuidan el papel pedagógico del educador como mediador del aprendizaje, diseñador de contextos significativos e impulsor del pensamiento crítico y colectivo.

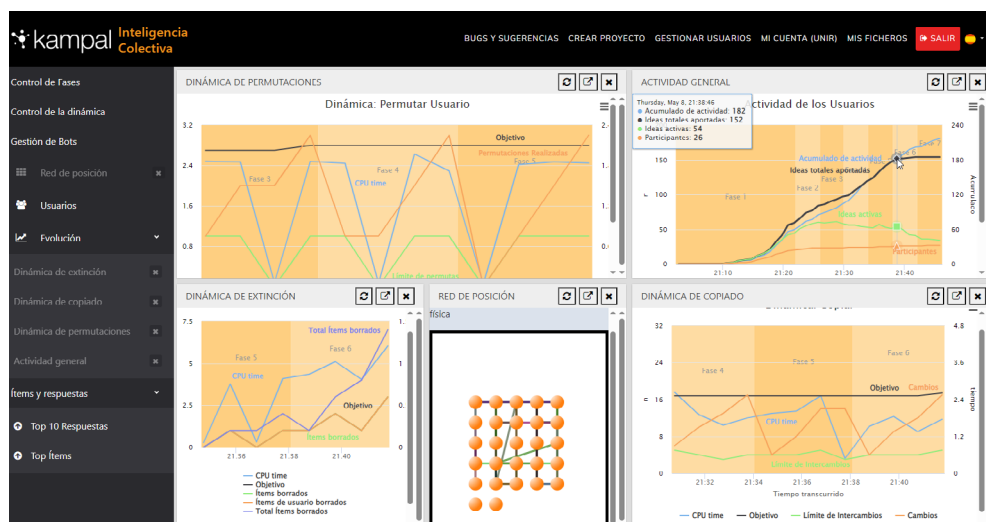
La educación digital debe aspirar a integrar dicho enfoque con la construcción colectiva del conocimiento. En este sentido, herramientas como Kampal representan una propuesta híbrida de notable valor pedagógico ya que permiten combinar la trazabilidad individual del proceso de aprendizaje con la participación activa en experiencias de inteligencia colectiva. Los algoritmos empleados permiten organizar las contribuciones estudiantiles en función de su popularidad relativa, pero también visibilizan los procesos de edición, copia y transformación de ideas, creando así un entorno donde lo individual y lo colectivo se retroalimentan. En términos pedagógicos, la inteligencia colectiva posibilita que el aprendizaje personalizado no se limite a la adaptación de contenidos o ritmos, sino que se amplíe hacia la personalización de las contribuciones cognitivas, las cuales pueden luego ser puestas al servicio del grupo. A su vez, el aprendizaje colaborativo se ve enriquecido con una base más amplia y diversa, donde cada estudiante participa no solo como receptor, sino como productor y evaluador del conocimiento compartido. Esta dinámica se ve fortalecida por la trazabilidad que ofrece la herramienta, permitiendo al docente monitorear la participación, detectar patrones de interacción y tomar decisiones formativas más informadas.

De este modo, la inteligencia colectiva se configura como un punto de encuentro entre la singularidad del pensamiento individual y la potencia transformadora del diálogo grupal, el cual pasa por una serie de fases que permiten editar, eliminar o copiar ideas hasta llegar a una respuesta colectiva. Su implementación, mediada por IA, no solo optimiza los procesos de enseñanza-aprendizaje, también promueve una cultura pedagógica más inclusiva, reflexiva y comprometida con la construcción de conocimiento situado y compartido. Esta solución tecnológica, diseñada específicamente para fomentar procesos de inteligencia colectiva, permite que las aportaciones individuales de los estudiantes, reflejo de sus propios estilos de aprendizaje, conocimientos previos y niveles de desarrollo, sean puestas en común en un entorno digital que favorece el análisis, la síntesis y la evaluación colaborativa de dichas ideas. Mediante algoritmos de análisis basados en IA (BD y ML, principalmente) y visualización de datos, la plataforma genera indicadores como las tres o diez respuestas más populares, facilitando la identificación de los consensos emergentes y las contribuciones más significativas con respecto al agrado de la mayoría.

Kampal es, por tanto, una herramienta *online* que facilita al profesorado, a través de un proceso ordenado por IA, monitorizar el comportamiento individual en el desarrollo de ideas del aprendizaje colectivo de grupos de estudiantes. Según la empresa Kampal Data Solutions “la plataforma genera una dinámica interna usando Inteligencia Artificial, Redes Complejas, etc., para dinamizar la interacción entre los participantes y garantizar la supervivencia de las respuestas más populares de entre todas las emitidas” (p. 5). La Figura 1 muestra un ejemplo de las diferentes dinámicas durante el desarrollo de la actividad, donde se evidencia empíricamente la inteligencia colectiva mediante la convergencia de respuestas individuales hacia una síntesis compartida.

Figura 1

Panel de visualización de métricas dinámicas y estructurales de la plataforma Kampal en tiempo real durante una actividad de inteligencia colectiva



Fuente: Elaboración propia.

Uno de los beneficios que subyacen de esta herramienta es que “todos los individuos parten de la igualdad y cada idea debe valorarse por su contenido y no por quién la propone” (Bautista-Alcaine et al., 2025, p. 2). Por su parte, Orejudo et al. (2022) llevaron a cabo una investigación con 900 estudiantes donde se demuestra el potencial de la inteligencia colectiva para incrementar la colaboración del grupo y cómo a través de las fases se guía a una respuesta de alta calidad.

En conjunto, estas evidencias apuntan a que la inteligencia colectiva, mediada por herramientas tecnológicas como Kampal, representa una evolución cualitativa en los modelos de enseñanza-aprendizaje de la educación superior a distancia digital. No solo responde a las exigencias de personalización cada vez más demandadas en entornos virtuales, sino que permite incorporar, de forma estructurada y medible, dinámicas de colaboración profunda que sitúan al estudiante como co-constructor activo del conocimiento. La inteligencia colectiva emerge como una vía legítima para reequilibrar la dimensión social del aprendizaje en línea, poniendo en valor tanto las aportaciones individuales como las sinergias emergentes del grupo. En este sentido, su implementación constituye no solo una innovación metodológica, sino también una respuesta a los desafíos pedagógicos, tecnológicos y éticos que plantea la educación superior digital del siglo XXI.

Este estudio analiza el impacto del uso de Kampal en la percepción del aprendizaje colaborativo en educación superior digital, evaluando variaciones en familiaridad, eficacia percibida y expectativas sobre tecnologías mediadas por IA.

METODOLOGÍA

De acuerdo con la naturaleza del problema, se plantea como adecuado un diseño cuasi-experimental de corte cuantitativo (Hernández Sampieri et al., 2010) ofreciendo mayores posibilidades de generalización a contextos reales y cotidianos que diseños experimentales, siendo al mismo tiempo la alternativa más viable y ética, que puede proporcionar información relevante sobre el impacto de un tratamiento o la evolución de un proceso de cambio. A tal efecto, se realiza una medición pretest postest, en un solo grupo, tras el uso de la herramienta de inteligencia colectiva Kampal como intervención. Esta estructura metodológica permite observar los efectos en una muestra no aleatorizada, realizando una comparación entre los resultados obtenidos antes y después del tratamiento.

Los alumnos de la asignatura de “Tecnologías para la innovación educativa” del Máster oficial en innovación educativa de la Universidad Internacional de La Rioja (UNIR), participaron en la resolución de una actividad colaborativa, dentro de un foro académico, en la que se utiliza la herramienta de inteligencia colectiva Kampal, para analizar y sintetizar las respuestas del alumnado en torno a un caso práctico relacionado con el uso ético de la inteligencia artificial (IA) en el aula. La primera intervención es la respuesta a tres preguntas claves, las cuales fueron trabajadas de manera síncrona y colectiva a través de Kampal. La actividad de foro colaborativo se desarrolla a lo largo de tres semanas, permitiendo una participación escalonada y reflexiva. El uso de Kampal tuvo una temporalidad de una hora donde los estudiantes pasaron por siete fases generadas por dinámicas automáticas para fomentar la colaboración, pudiendo analizar la información de sus “vecinos”, modificar sus propias respuestas y/o copiar la de uno de sus compañeros. El objetivo de Kampal es generar una respuesta colectiva con base en las aportaciones del alumnado en la primera intervención, que sirvió como base para posteriores reflexiones y mejoras de propuestas. En concreto, la tercera intervención tuvo una relación directa sobre los contenidos que surgieron de la inteligencia colectiva en la sesión presencial virtual. Dado el carácter formativo de la actividad, integrado en el desarrollo curricular de la asignatura y vinculado a una evaluación formativa, no fue posible establecer un grupo de control, lo cual constituye una limitación metodológica a considerar.

En este estudio se consideraron tres dimensiones conceptuales esenciales: familiaridad, eficacia y expectativas de uso. La familiaridad alude al reconocimiento intuitivo y facilidad de uso percibida, determinante en la aceptación inicial de plataformas de IA en entornos colaborativos universitarios (Chan y Hu, 2023). La eficacia se refiere a la calidad y relevancia pedagógica de las contribuciones colaborativas facilitadas por IA (Wang et al., 2025). Las expectativas de uso describen

la disposición futura a emplear tecnologías de IA en actividades académicas, alineadas con modelos de adopción tecnológica que vinculan experiencias positivas con mayor intención de uso (Khlaif et al., 2024).

A partir del enfoque cuasi-experimental pretest-posttest con un solo grupo, se formularon tres hipótesis de investigación que orientaron el análisis de los efectos del uso de Kampal cabiendo esperar:

- Un incremento significativo de la familiaridad de los estudiantes con las tecnologías de inteligencia colectiva y con la propia plataforma Kampal en comparación con su nivel previo a la intervención.
- Una mejora significativa de la percepción de eficacia del trabajo colaborativo y la capacidad de relacionar y mejorar las contribuciones individuales en comparación con las percepciones previas tras el uso de Kampal.
- Un aumento de la disposición futura de los estudiantes a emplear herramientas basadas en inteligencia colectiva en entornos académicos tras la participación en actividades colaborativas mediadas por Kampal.

Estas hipótesis fueron contrastadas mediante análisis estadísticos no paramétricos, adecuados para el tipo de datos y la estructura de la muestra, con el fin de valorar el impacto percibido de la herramienta en un entorno de educación superior a distancia digital.

Contexto

La investigación se desarrolla en la Universidad Internacional de La Rioja (UNIR), que imparte enseñanza superior 100 % *online* con carácter oficial. Reconocida legalmente a través de la Ley 3/2008, de 13 de octubre, de reconocimiento de la Universidad Internacional de La Rioja, el Parlamento de la comunidad autónoma, aprueba su personalidad jurídica propia y forma de sociedad anónima, caracterizada por la enseñanza a distancia y cuyo funcionamiento se asienta en las TIC, sin campus físico, con clases síncronas y asíncronas (UNIR, 2024), ofreciendo enseñanza universitaria, y realizando el servicio público de la educación superior mediante la investigación, la docencia y el estudio.

Población

La muestra para este estudio ($n = 399$) está compuesta por estudiantes del Máster Universitario en Innovación Educativa de UNIR matriculados en la asignatura “Tecnología para la Innovación Educativa”. La invitación garantizaba la confidencialidad de los datos, dejando un total de $n = 152$ sujetos en el momento pretest, y $n = 77$ sujetos en el posttest. Tras depurar los datos finalmente la muestra

en pretest fue $n = 147$ y en postest $n = 62$. A la hora de analizar la percepción en el aprendizaje de los estudiantes universitarios sobre el uso de la aplicación de inteligencia colectiva Kampal entre el pretest y el postest, se identificó una muestra coincidente suficiente para con respecto a los objetivos propuestos ($n = 25$). La pérdida de continuidad en los identificadores anónimos asignados a cada estudiante, junto con el carácter voluntario y la participación en la sesión en directo de la herramienta, han podido influir en esta muestra final.

La mayoría de los participantes en todas las mediciones se identifican como mujeres, manteniéndose esta tendencia tanto en el pretest (65,31 %) como en el postest (66,13 %) y en los casos coincidentes (60 %). La representación masculina es menor en todos los momentos, y las categorías no binarias o no declaradas tienen una presencia muy reducida. En cuanto a la distribución por país (Tabla 2), la mayoría de la muestra deriva de Colombia, tanto en el pretest (76,87 %) como en el postest (70,97 %) y en los casos coincidentes (64 %). Aunque otros países como España, Ecuador y Argentina tienen una presencia menor, se observa un ligero incremento relativo en su representación en el postest y en los casos coincidentes. La participación de otros países es marginal, y algunos como Chile o Estados Unidos solo aparecen en una de las fases o desaparecen en los datos coincidentes.

Tabla 2

Distribución de la muestra según país

País	Pretest		Postest		Pre-Post Coincidentes	
	n	%	n	%	n	%
Colombia	113	76.87	44	70.97	16	64.00
España	9	6,12	7	11.29	4	16.00
Ecuador	5	3.40	5	8.06	2	8.00
Perú	5	3.40	3	4.84	0	0.00
Chile	5	3.40	0	0.00	0	0.00
Argentina	3	2.04	2	3.23	2	8.00
Resto Latinoamérica	2	1.36	1	1.61	1	4.00
Otros	4	2.72	0	0.00	0	0.00
Estados Unidos	1	0.68	0	0.00	0	0.00
TOTAL	147	100	62	100	25	100

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a la experiencia docente (Tabla 3), predomina el perfil con una trayectoria superior a 10 años, tanto en el pretest (42,18 %) como en el postest (37,10 %) y en los casos coincidentes (40 %). Sin embargo, se observa una mayor

representación relativa de docentes con menos de 3 años de experiencia en el postest (27.42 %) y en los casos coincidentes (24 %).

Tabla 3

Distribución de la muestra según nivel de experiencia docente

Categoría	Pretest		Posttest		Pre-Post Coincidentes	
	n	%	n	%	n	%
Más de 10 años	62	42.18	23	37,10 %	10	40,00 %
De 6 a 10 años	34	23.13	10	16,13 %	6	24,00 %
Menos de 3 años	29	19.73	17	27,42 %	6	24,00 %
Entre 3 y 5 años	16	10.88	9	14,52 %	2	8,00 %
Ninguna experiencia	6	4.08	3	4,84 %	1	4,00 %
TOTAL	147	100.00	62	100,00 %	25	100,00 %

Fuente: Elaboración propia.

Instrumento

Se administró un instrumento de evaluación “Cuestionario para analizar la Percepción en el aprendizaje de los estudiantes universitarios sobre el uso de la aplicación de Inteligencia Colectiva Kampal” (CPIC), previamente validado por un comité de tres expertos con distintos perfiles académicos, todos ellos especialistas en el ámbito pedagógico, antes del inicio de la intervención y migrado a la aplicación *Microsoft Forms* para facilitar la distribución y recogida de datos. Los resultados del índice V de Aiken fueron superiores a .7 en todos los ítems salvo tres, no siendo en ningún caso inferior a .6, obteniendo así una adecuada validez de contenido (Penfield y Giacobbi, 2004).

El cuestionario presenta como primer ítem un consentimiento informado en cumplimiento de las normativas para la aprobación de investigaciones por parte del Comité de Ética de la Investigación (Ref. 037/2025) de la Universidad Internacional de La Rioja (UNIR), siguiendo todos los protocolos en términos de confidencialidad y anonimato (UNIR, 2025).

El instrumento consta de cuatro bloques:

- **Bloque I: Información biográfica.** Compuesta por los ítems del 2 al 5, se incluyeron preguntas para obtener información sobre ID personal, sexo (masculino, femenino, ninguno de los anteriores, prefiero no contestar), país (España, Colombia, Ecuador, Perú, México, Argentina, Chile, Estados Unidos,

Resto Latinoamérica, otros), y nivel de experiencia docente en años (ninguna experiencia, menos de 3 años, entre 3 y 5 años, de 6 a 10 años, más de 10 años).

- Bloque II: Familiaridad. Incluye los ítems del 6 al 8, con la función de extraer la familiaridad de los estudiantes con aplicaciones de inteligencia colectiva, concretando en Kampal.
- Bloque III: Eficacia. Integra los ítems del 9 al 12, con el objetivo de obtener la percepción de eficacia de la inteligencia colectiva en los estudiantes.
- Bloque IV: Expectativas de uso. Registra los ítems de 12 al 14, para obtener las expectativas de usabilidad en términos de aprendizaje, colaboración y disposición de aplicaciones de inteligencia colectiva.

En la Tabla 4 se registran las preguntas de cada bloque según ítem:

Tabla 4
Bloques, ítems y preguntas CPIC

Ítems y preguntas	
Bloque I: Información Biográfica	1. ID Personal. 2. Sexo. 3. País. 4. Indique nivel de experiencia en años.
Bloque II: Familiaridad	5. ¿Crees que el nivel de uso con aplicación de Inteligencia Artificial ha aumentado tras la experiencia? 6. ¿Crees que el nivel de uso con aplicaciones de inteligencia colectiva ha aumentado tras la experiencia? 7. ¿Crees que el nivel de uso con la aplicación de Kampal ha aumentado tras la experiencia?
Bloque III: Eficacia	8. ¿Hasta qué punto crees que el uso de una aplicación de Inteligencia Colectiva podría mejorar la calidad del trabajo colaborativo? 9. ¿El uso de la aplicación de Inteligencia Colectiva te ha ayudado a cambiar, mejorar o descartar tus respuestas iniciales a las preguntas planteadas en la actividad? 10. ¿Crees que las respuestas surgidas de la Inteligencia Colectiva te han ayudado a relacionar contribuciones depositadas en el foro?
Bloque IV: Expectativas de uso	11. Creo que esta aplicación de Inteligencia Colectiva me va a servir en mi proceso de aprendizaje. 12. Creo que esta aplicación de Inteligencia Colectiva me va a servir en términos de colaboración. 13. ¿Tendrías disposición a utilizar aplicaciones de inteligencia colectiva en futuras actividades académicas?

Fuente: Elaboración propia.

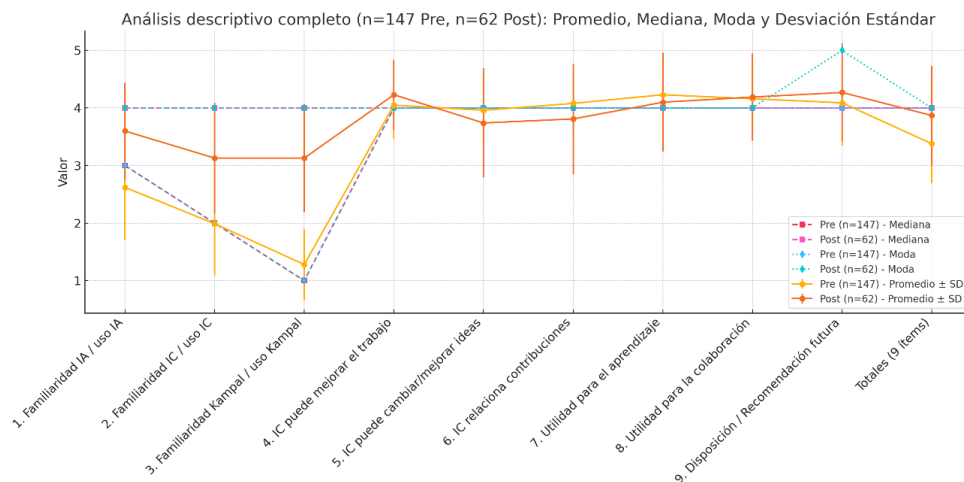
Una vez que los encuestados procedieron a completar el cuestionario, los datos fueron importados al paquete estadístico para las ciencias sociales *IBM SPSS Statistics 25* con el fin de obtener las oportunas propiedades psicométricas, así como para realizar los pertinentes análisis estadísticos.

ANÁLISIS Y RESULTADOS

En el marco de la incorporación de tecnologías colaborativas en el ámbito educativo, se realizó un análisis estadístico descriptivo, así como otro análisis de las propiedades psicométricas y la utilidad percibida de una herramienta de inteligencia colectiva. Desde un enfoque cuantitativo, se aplicaron pruebas de consistencia interna, análisis factorial exploratorio, y técnicas no paramétricas, con el propósito de valorar la adecuación del instrumento para captar percepciones significativas. Los resultados obtenidos ofrecen evidencias relevantes en torno a la validez, fiabilidad y utilidad percibida de una herramienta de inteligencia colectiva aplicada al contexto educativo.

Análisis estadístico descriptivo

Del pre-test al post-test se observa un avance claro en la adopción de las tecnologías (Figura 2): la familiaridad media con la inteligencia artificial registra un incremento de 2.62 a 3.74, con la inteligencia colectiva de 1.99 a 3.60 y con Kampal de 1.28 a 3.13. La creencia de que la IC mejora el trabajo colaborativo también aumenta de 4.05 a 4.23, mientras que las expectativas sobre su impacto en las ideas y en la relación de contribuciones descienden levemente. Las valoraciones de utilidad para el aprendizaje y la colaboración se mantienen en torno a 4.10 y 4.20 y la disposición a recomendar la herramienta crece de 4.09 a 4.27, desplazándose la moda del 4 al 5. En conjunto, la media global de los nueve ítems pasa de 3.38 a 3.87, con desviaciones típicas siempre inferiores a 1.

Figura 2**Resultados análisis estadístico descriptivo**

Fuente: Elaboración propia.

Con todo ello, se registra una mejora general en la familiaridad con la Inteligencia Artificial, la Inteligencia Colectiva y la herramienta Kampal. También aumentan ligeramente las valoraciones sobre su utilidad y la disposición a recomendar su uso, mientras que se mantienen estables las percepciones sobre su contribución al aprendizaje y la colaboración. Las respuestas muestran consistencia, con una baja variabilidad en las puntuaciones.

Análisis estadístico inferencial

De acuerdo con Hair et al. (2019), el instrumento demostró una alta consistencia interna ($\alpha = .856$), lo que respalda su fiabilidad e idoneidad para captar las percepciones de los participantes sobre la herramienta analizada.

En relación con el análisis factorial exploratorio, se utilizó una rotación ortogonal Varimax con los ítems del 5 al 13. La adecuación muestral fue moderada ($KMO = .764$), pero aceptable para llevar a cabo el procedimiento (Field, 2009), respaldado por una prueba de esfericidad de Bartlett significativa ($p < .000$). El análisis identificó dos factores, que consiguen explicar el 59.82 % de la variabilidad del constructo. El primer factor explica el 39.72 % y el segundo el 20.10 %. Por otra parte, para la posterior interpretación de los factores, partimos de la matriz inicial de componente rotado (Tabla 5) que determinó diferentes saturaciones factoriales para la selección de los ítems incluidos en cada uno de los 2 factores, que expresan la magnitud de la correlación entre el ítem y los factores, ordenados por tamaño y

suprimiendo los coeficientes pequeños con un valor absoluto por debajo de .400 basado en la sugerencia de Stevens (2002).

Tabla 5

Matriz de componente rotado

	Componente
Familiaridad IA Inteligencia Artificial	.738
Familiaridad Inteligencia Colectiva	.862
Familiaridad Inteligencia Kampal	.663
¿Hasta qué punto crees que el uso de una aplicación de Inteligencia Colectiva puede mejorar la calidad del trabajo colaborativo?	.828
¿Hasta qué punto crees que la Inteligencia Colectiva puede ayudar a cambiar, mejorar o descartar tu idea inicial a determinados contenidos?	.754
¿Hasta qué punto crees que las respuestas que surjan de una inteligencia colectiva te ayudarán a relacionar contribuciones y mejorarlas?	.762
Creo que esta aplicación de Inteligencia Colectiva me va a servir en mi proceso de aprendizaje.	.795
Creo que esta aplicación de Inteligencia Colectiva me va a servir en términos de colaboración.	.815
¿Tendrías disposición a utilizar aplicaciones de inteligencia colectiva en futuras actividades académicas?	.621

Fuente: Elaboración propia.

La denominación de los factores encontrados se ha determinado a partir de los elementos que lo constituyen y el contenido al que se refiere cada uno de ellos, siendo finalmente nombrados como: factor 1, familiaridad; factor 2, eficacia/expectativas. Pese a que los resultados factoriales son óptimos, cabe señalar que es posible que exista cierta solapación conceptual entre ambos factores al entender que el aumento en la familiaridad pudiera influir en la percepción de la eficacia y las expectativas de uso.

La evaluación de la normalidad de los datos, mediante las pruebas de Kolmogórov-Smirnov y Shapiro-Wilk, evidenció desviaciones significativas respecto a la distribución normal en todas las variables ($p < .05$). Esta condición justificó el uso de pruebas no paramétricas, más apropiadas y robustas en presencia de distribuciones asimétricas o valores atípicos.

A continuación, se realizaron comparaciones por sexo mediante la prueba U de Mann-Whitney (Tabla 6). Los resultados no mostraron diferencias estadísticamente significativas entre hombres y mujeres en ninguna de las dimensiones evaluadas.

Tabla 6
Resultados prueba Mann-Whitney según “sexo”

	pre_ familiaridad_ factor1	post_ familiaridad_ factor1	pre_ eficacia/ expectativas factor2	post_ eficacia/ expectativas factor2
U de Mann-Whitney	53.000	67.000	51.000	52.500
W de Wilcoxon	173.000	187.000	171.000	172.500
Z	-1.253	-.459	-1.354	-1.262
Sig. asint. (bilateral)	.210	.646	.176	.207
Significación exacta [2 sig. unilateral]	.238	.683	.196	.216

Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente se exploraron las diferencias en función de la experiencia docente mediante la prueba de Kruskal-Wallis. Los resultados (Tabla 7) no arrojaron diferencias estadísticamente significativas, lo que indica una valoración positiva transversal de la herramienta, independientemente del nivel de experiencia profesional.

Tabla 7
Resultados prueba Kruskal-Wallis según la experiencia docente

	pre_ familiaridad_ factor1	post_ familiaridad_ factor1	pre_ eficacia/ expectativas factor2	post_ eficacia/ expectativas factor2
H de Kruskal-Wallis	1.281	3.655	1.799	.524
gl	4	4	4	4
significación asintótica	.865	.455	.773	.971

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, se llevó a cabo un análisis pre-post mediante la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. Los resultados revelaron mejoras estadísticamente significativas en la familiaridad con la herramienta ($z = -4.32$, $p < .001$, $r = .68$) y en la disposición futura a utilizar tecnologías basadas en inteligencia colectiva ($z = -4.26$, $p < .001$, $r = .67$), ambos con tamaños del efecto grandes. En cambio, no se observaron cambios significativos en las expectativas sobre los resultados ($z = -0.29$, $p = .770$, $r = .05$) ni en la percepción de autoeficacia ($z = -0.75$, $p = .453$, $r = .12$).

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

En la actualidad, la inteligencia artificial (IA) en el ámbito educativo se ha reducido predominantemente a aplicaciones basadas en modelos de lenguaje de gran escala (LLM), como ChatGPT, que operan según los niveles delimitados por OpenAI, en un nivel 1 conversacional. Este enfoque limitado ha generado preocupaciones respecto a su impacto en los procesos de evaluación y aprendizaje en la educación superior (Consuegra-Fernández et al., 2024). En este estudio se ha trabajado desde un segundo nivel superior de procesamiento gracias al enfoque de inteligencia colectiva que se propone con Kampal y que trascienden de la simple interacción conversacional. Por otro lado, se trabaja desde un nivel 3 (agentes) ya que la IA toma decisiones estructurales en nombre del usuario (formación de grupos, selección de ideas, etc.), aunque sin plena autonomía. Sin embargo, la convergencia más significativa se situaría en los niveles 4 (innovadores) y nivel 5 (organizaciones) ya que Kampal se presenta como una plataforma que permite soluciones colaborativas emergentes, dinámicas complejas y autoorganizadas, estructuras que aprenden y evolucionan.

Aunque el estudio partió de una población definida (399 estudiantes), la reducción progresiva hasta una muestra coincidente de 25 sujetos en la medición pretest-postest introduce ciertas limitaciones respecto a la validez externa. No obstante, como señalan Creswell y Creswell (2017) este tipo de estudios exploratorios con muestras no probabilísticas aportan información relevante en contextos reales, especialmente cuando se busca evaluar la aceptación y percepción de nuevas tecnologías educativas. La muestra final, con predominancia femenina, alta representación geográfica de Colombia y elevada experiencia docente, ofrece una perspectiva relevante dentro del marco de la educación superior digital, aunque sus resultados no sean directamente generalizables a otras poblaciones. Asimismo, el diseño pretest–postest sin grupo control, propio de enfoques cuasi-experimentales, limita la posibilidad de establecer inferencias causales definitivas, al no poder aislar completamente los efectos de variables externas. Sin embargo, tal como señalan Shadish et al. (2002), este tipo de diseños sigue siendo adecuado en etapas iniciales de investigación aplicada, donde el interés reside más en explorar patrones de cambio que en comprobar hipótesis causales con máxima controlabilidad. Desde el punto de vista analítico, la elección de pruebas no paramétricas —Kolmogórov-Smirnov y Shapiro-Wilk para normalidad, Mann-Whitney U, Kruskal-Wallis y Wilcoxon— se justificó por el tamaño reducido de la muestra, la asimetría de las distribuciones y la naturaleza ordinal de los datos tipo Likert (Sullivan y Artino, 2013).

Los resultados obtenidos en este estudio evidencian un impacto positivo en la familiaridad del alumnado con la herramienta Kampal, así como una elevada disposición futura para utilizar tecnologías de inteligencia colectiva en contextos educativos, confirmando las dos primeras hipótesis, lo que hace plantear que el contacto con entornos digitales bien diseñados puede transformar las actitudes del

alumnado hacia formas más colaborativas de aprendizaje (Hogan et al., 2023). Esta disposición positiva es especialmente relevante en entornos de educación superior a distancia digital, donde las oportunidades para la interacción entre pares pueden verse limitadas sin un diseño intencional de dinámicas colectivas. Sin embargo, respecto a la tercera hipótesis no se evidenciaron cambios significativos en las expectativas de resultados ni en la percepción de la eficacia inmediata, lo que sugiere una revisión de su potencial pedagógico y la necesidad de valorar las respuestas surgidas colectivamente como las más populares no siendo necesariamente las más idóneas, complejas o deseadas. Esta ausencia de cambios puede deberse a diversas circunstancias, entre las que podríamos destacar el breve tiempo de exposición a la herramienta o de identificación de los potenciales beneficios, todavía latentes, por descubrir. Desde un punto de vista pedagógico, estas reflexiones nos animan a establecer un mayor seguimiento y acompañamiento no solo durante su uso, sino también al final del proceso, incorporando estrategias como evaluaciones longitudinales, diseños controlados, indicadores objetivos de rendimiento y la réplica del estudio en distintas instituciones y contextos formativos.

Estos hallazgos sugieren que el uso de la herramienta Kampal puede facilitar procesos de aproximación, exploración y apertura hacia su implementación, aunque no necesariamente transforma de forma inmediata las creencias sobre sus beneficios académicos, evidencian su capacidad para favorecer la participación activa, la construcción colectiva del conocimiento y una disposición positiva hacia el uso de tecnologías colaborativas mediadas por IA en contextos educativos similares. Asimismo, el uso de la herramienta presenta ciertas limitaciones ya que requiere de la participación síncrona del estudiantado, lo cual puede restringir su integración en dinámicas más flexibles propias de la educación a distancia. No obstante, los productos generados colectivamente podrían servir como base para la reflexión asíncrona en otros espacios de interacción, como los foros colaborativos. Esto sugiere una doble lectura: por un lado, la intervención directa permite que cada estudiante perciba su contribución como parte constitutiva de la respuesta colectiva; por otro, plantea la necesidad de cuestionar si las soluciones emergentes del proceso de inteligencia colectiva representan efectivamente las respuestas más pertinentes o simplemente las más populares.

En este sentido, desde un punto de vista crítico, es necesario contrastar estos resultados con aquellos que sugieren que el uso de estas y otras herramientas de IA conllevan una reducción de la diversidad intelectual (Riedl y Bogert, 2024), provocando un efecto negativo de homogeneización excesiva al pretender agilizar procesos de toma de decisión donde lo más frecuente no es, quizá, lo que realmente andamos buscando desde el prisma pedagógico. Con otras palabras, Kosmyrna et al. (2025) acuñan el término “deuda cognitiva” al haber observado una disminución significativa de conectividad neuronal entre los que usaron LLM y aquellos que realizaron tareas sin asistencia de IA, corroborando así el peligro de un uso automatizado incorrecto.

En el caso de Kampal, las respuestas que emergen como “colectivas” son aquellas que han alcanzado mayor aceptación o popularidad en el grupo, pero esto no garantiza que sean las más complejas, pertinentes o deseables desde un punto de vista formativo. En relación con la afirmación de Mulgan (2018) “los colectivos humanos y la inteligencia humana deben seguir estando en el centro” (p. 235), a pesar del papel facilitador de la inteligencia artificial, el estudio valora que son las personas las que activan el papel pedagógico de estas herramientas, resaltando así la necesidad de supervisión, no solo humana sino también experta, al trabajar con cualquier tipo de plataforma basada en algoritmos de IA. Se recomienda que los docentes actúen como mediadores críticos, orientando la reflexión y participación en las dinámicas de inteligencia colectiva. En este sentido, y adicionalmente, aunque es cierto que Kampal tiene previstas las suficientes herramientas que permiten la trazabilidad de las interacciones propuestas, no debemos perder de vista que los modelos de IA, sobre todo, los basados en redes neuronales, suelen caer en lo que se denomina como modelos de “caja negra”, siendo imprescindible no solo supervisar el resultado alcanzado sino también, y quizá sobre todo al tratarse de una herramienta pedagógica, el camino seguido hasta el mismo. Uno de los debates centrales que se desprenden de este estudio es el relativo a la opacidad de los sistemas de IA, comúnmente referida como el problema de la “caja negra”.

Como línea futura de investigación se propone la constitución de comités de evaluación que analicen las respuestas seleccionadas algorítmicamente, contrastándolas con criterios pedagógicos, éticos y epistemológicos explícitos. Una validación experta de los productos emergentes de la inteligencia colectiva permitiría comprobar si lo más aceptado coincide con lo más ajustado a los fines formativos definidos, abriendo así un debate necesario sobre qué entendemos por “mejor respuesta” en un contexto de aprendizaje colaborativo. Este enfoque contribuiría a equilibrar la eficiencia técnica con la exigencia educativa, dotando de mayor legitimidad al proceso colectivo automatizado.

Poner el foco en el humano experto plantea una formación hacia las competencias de los facilitadores de la inteligencia colectiva, como plantean Broome y Hogan (2020) a través de un recorrido progresivo por tres niveles: competencias fundacionales, performativas y de maestría. Este enfoque no solo requiere habilidades técnicas, sino también competencias pedagógicas que permitan guiar procesos colaborativos mediante herramientas como Kampal. El facilitador debe ser capaz de orientar al grupo en la generación de nuevas perspectivas, gestionar intervenciones mediadas por tecnologías como los “bots” con IA, y evaluar dinámicas grupales a través del control de la dinámica o la red de posición. En particular, el uso de “bots” con IA actúa como “agentes mediadores” lo que ayudaría al vínculo entre aprendizaje personalizado y aprendizaje colectivo, aunque debemos ser conscientes que este tipo de elementos incrementarían también los riesgos de “caja negra”.

De esta forma, bajo las cautelas previstas y en función de los resultados alcanzados junto con las previsiones de mejora de los instrumentos utilizados, así

como en los de la literatura citada, observamos cómo el caso de Kampal dentro de la educación superior digital puede facilitar la convergencia entre lo individual y lo colectivo, ofreciendo un entorno donde cada estudiante aporta contenidos, desde sus intereses y estilos cognitivos, al tiempo que se incorporan a una dinámica colectiva dirigida a proporcionar un conocimiento compartido. Una línea de trabajo es explorar futuros desarrollos donde la IA no solo analice respuestas, sino que aprenda a facilitar dinámicas similares a las Inteligencia de Enjambre Artificial (ASI, por sus siglas en inglés) “porque permiten que un grupo muy grande de individuos se reúna durante un tiempo muy corto y tome decisiones efectivas y relativamente precisas” (Baltzersen, 2022, p.104). Dentro del contexto educativo, esto significaría el uso responsable y eficiente de una IA con capacidad para orquestar, en tiempo real, procesos de decisión colectiva entre grandes grupos de estudiantes, promoviendo la convergencia rápida de ideas, el consenso y la resolución colaborativa de problemas complejos. Su aplicación responsable en contextos educativos como la educación superior a distancia digital podría permitir generar espacios de deliberación dinámica, resolución de problemas complejos y toma de decisiones compartidas que respondan tanto a criterios de inclusión como de calidad formativa. Siempre que se diseñen experiencias de aprendizaje estructuradas, con mediación docente intencionada, tareas auténticas y mecanismos de trazabilidad que aseguren la transparencia y el valor pedagógico del proceso colectivo.

Declaración de conflictos de interés y transparencia: Los autores declaran que no existen vínculos económicos o institucionales con la empresa propietaria de Kampal.

REFERENCIAS

- Baltzersen, R. K. (2022). *Cultural-historical perspectives on collective intelligence: Patterns in problem solving and innovation*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108981361>
- Bayly-Castaneda, K., Ramirez-Montoya, M.-S. y Morita-Alexander, A. (2024). Crafting personalized learning paths with AI for lifelong learning: A systematic literature review. *Frontiers in Education*, 9, 1-12. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1424386>
- Bautista-Alcaine, P., Íñiguez-Berrozpe, T. y Fernández-Albás, J. (2025). Collective intelligence online experiments: A learning method and its pedagogical applications through online collaborative work platforms. En V. Goglio y C. Biancalana (Eds.), *Mapping the evolution of platform society* (pp. 13-26). Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-83608-028-220251002>
- Bozkurt, A. (2023). Generative artificial intelligence (AI) powered conversational educational agents: The inevitable paradigm shift. *Asian Journal of Distance Education*, 18(1), 198-204. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7716416>
- Broome, B. y Hogan, M. (2020). Core competencies of collective intelligence facilitators. *Systems Research and Behavioral Science*, 38, 940-944. <https://doi.org/10.1002/sres.2734>
- Cebollero-Salinas, A., Elboj-Saso, C., Íñiguez-Berrozpe, T. y Bautista-Alcaine, P. (2024). Confronting fake news through

- collective intelligence in adolescents. *International Journal of Human-Computer Interaction*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2405567>
- Chan, C. K. Y. y Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, 43. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>
- Consuegra-Fernández, M., Sanz-Aznar, J., Burguera-Serra, J. G. y Caballero-Molina, J. J. (2024). ChatGPT: El dilema sobre la autoría de las actividades evaluables en educación universitaria. *Revista de Investigación Educativa*, 42(2). <https://doi.org/10.6018/rie.565391>
- Creswell, J. W. y Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5ª ed.). SAGE Publications.
- Duenas, T. y Ruiz, D. (2024). *The path to superintelligence: A critical analysis of OpenAI's five levels of AI progression [Preprint]*. ResearchGate. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33794.70085>
- Fidalgo-Blanco, Á., Sein-Echaluce, M. L. y García-Peñalvo, F. J. (2017, 4-6 octubre). Inteligencia colectiva en el aula. Un paradigma cooperativo [Presentación en conferencia]. *IV Congreso Internacional sobre Aprendizaje, Innovación y Competitividad*, Zaragoza, España. https://doi.org/10.26754/CINAIC.2017.000001_125
- Field, A. (2009). *Discovering statistics using SPSS* (3ª ed.). SAGE Publications.
- García Aretio, L. (2020). Bosque semántico: ¿educación/enseñanza/aprendizaje a distancia, virtual, en línea, digital, eLearning...? *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 23(1), 9-28. <https://doi.org/10.5944/ried.23.1.25495>
- Gonzalo, A., Sanz-García, F., Pelacho, M., Tarancón, A., Rivero, A., Varela, O. y Moreno, A. (2023). Collective intelligence to find solutions to the challenges posed by the Sustainable Development Goals. *Citizen Science: Theory and Practice*, 8(1), 47. <https://doi.org/10.5334/cstp.587>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. y Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8ª ed.). Cengage.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C. y Baptista Lucio, M. P. (2010). *Metodología de la investigación* (5ª ed.). McGraw-Hill.
- Hogan, M. J., Barton, A., Twiner, A., James, C., Ahmed, F., Casebourne, I., Hamilton, P., Shi, S., Zhao, Y., Harney, O. y Wegerif, R. (2023). Education for collective intelligence. *Irish Educational Studies*, 44(1), 137-166. <https://doi.org/10.1080/03323315.2023.2250309>
- Khlaif, Z. N., Ayyoub, A., Hamamra, B., Bensalem, E., Mitwally, M. A. A., Ayyoub, A., Hattab, M. K. y Shadid, F. (2024). University teachers' views on the adoption and integration of generative AI tools for student assessment in higher education. *Education Sciences*, 14(10), 1090. <https://doi.org/10.3390/educsci14101090>
- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I. y Maes, P. (2025, 10 de junio). *Your brain on ChatGPT: Accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task [Preprint]*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.08872>
- Ley Orgánica 3/2008, de 13 de octubre, de reconocimiento de la Universidad Internacional de La Rioja. *Boletín Oficial del Estado*, núm. 261, 42805-42806. <https://www.boe.es/eli/es-ri/1/2008/10/13/3>
- Marrón Luna, Y. A. (2021). Trabajo colaborativo: una opción en la

- educación en línea. *Revista SUAyED Psicología*, (2), 26–31. https://www.psicologia.unam.mx/documentos/pdf/publicaciones/revista_suayed/suayed_psicologia_2021_2.pdf
- Msambwa, M. M., Wen, Z. y Daniel, K. (2025). The impact of AI on the personal and collaborative learning environments in higher education. *European Journal of Education*, 60(1). <https://doi.org/10.1111/ejed.12909>
- Mulgan, G. (2018). *Big mind: How collective intelligence can change our world*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400888511>
- Orejudo, S., Cano-Escoriaza, J., Cebollero-Salinas, A. B., Bautista, P., Clemente-Gallardo, J., Rivero, A., Rivero, P. y Tarancón, A. (2022). Evolutionary emergence of collective intelligence in large groups of students. *Frontiers in Psychology*, 13, 1-16. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.848048>
- Penfield, R. D. y Giacobbi, P. R. (2004). Applying a score confidence interval to Aiken's item content-relevance index. *Measurement in Physical Education and Exercise Science*, 8(4), 213-225. https://doi.org/10.1207/s15327841mpee0804_3
- Riedl, C. y Bogert, E. (2024). Effects of AI feedback on learning, the skill gap, and intellectual diversity [Preprint]. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.18660>
- Riedl, C. y De Cremer, D. (2025). AI for collective intelligence. *Collective Intelligence*, 4(2). <https://doi.org/10.1177/26339137251328909>
- Russell, S. J. y Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4ª ed.). Pearson.
- Shadish, W. R., Cook, T. D. y Campbell, D. T. (2002). *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Houghton Mifflin.
- Stevens, J. P. (2002). *Applied multivariate statistics for the social sciences*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781410604491>
- Sullivan, G. M. y Artino, A. R. (2013). Analyzing and interpreting data from Likert-type scales. *Journal of Graduate Medical Education*, 5(4), 541-542. <https://doi.org/10.4300/JGME-5-4-18>
- Ullmann, T. D., De Liddo, A. y Bachler, M. (2019). Un panel de visualización para la inteligencia colectiva controvertida: analíticas de aprendizaje para la mejora de creación de ideas en grupos de discusión. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 22(1), 41-80. <https://doi.org/10.5944/ried.22.1.22294>
- UNED. (2025, 20 de febrero). Lorenzo García Aretio: un gran legado en la educación a distancia. <https://www.uned.es/universidad/inicio/noticias/mostrarnoticia.html?noticia=lorenzo-garcia-aretio-un-gran-legado-en-la-educacion-a-distancia>
- Unión Europea. (2024). Reglamento del Parlamento Europeo y del Consejo de 13 de marzo de 2024 por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial y se modifican determinados actos legislativos de la Unión. *Diario Oficial de la Unión Europea*, L 1689, 12 de julio de 2024. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32024R1689>
- Universidad Internacional de La Rioja. (2024). *Manual de calidad*. UNIR. https://static.unir.net/calidad/Manual_calidad.pdf
- Universidad Internacional de La Rioja. (2025). *Centro de Estudios sobre Innovación (CEI)*. UNIR. <https://www.unir.net/universidad-online/vicerrectorados/vicerrectorado-investigacion/cei/>
- Wang, H., Wang, C., Zhan, C., Liu, F., Bao, C. y Xianlong, X. (2025). Impact of AI-agent-supported collaborative learning on the learning outcomes of university

programming courses. *Education and Information Technologies*, 30(12), 17717-17749. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13487-8>

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. y Gouverneur, F. (2019). Systematic

review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 1-27. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Fecha de recepción del artículo: 1 de junio de 2025

Fecha de aceptación del artículo: 24 de agosto de 2025

Fecha de aprobación para maquetación: 24 de septiembre de 2025

Fecha de publicación en OnlineFirst: 15 de octubre de 2025

Fecha de publicación: 1 de enero de 2026