



Artificial intelligence and augmented cognition: validation of four applied technologies for problem-solving and decision-making

Inteligencia artificial y cognición aumentada: validación de cuatro tecnologías aplicadas a la resolución de problemas y la toma de decisiones

José de Jesús Reyes Machain¹  

Dilan Martínez Lizárraga¹  

Víctor Manuel Martínez García¹  

Yennifer Díaz Romero¹  

Manuel Iván Tostado Ramírez¹  

Pedro Antonio Valdez Lizárraga¹  

¹ Universidad Autónoma de Sinaloa, Vicerrectoría. Mazatlán, México.

Recibido: 12-07-2026 | Revisado: 30-08-2026 | Aceptado: 03-10-2026 | Publicado: 04-10-2026

Autor de correspondencia: Víctor Manuel Martínez García 

ABSTRACT

The accelerated production and circulation of information has created professional environments in which access to data is no longer the main limitation; instead, the challenge lies in converting large amounts of information into understandable, operational, and decision-oriented results within increasingly shorter time frames. This study presents the technological development and pilot validation model of four artificial-intelligence-assisted applications: Machain Render, Régimen de Condominio, Costos Paramétricos, and Laboratorio Factoriza. The applications address four cognitive operations associated with professional problem solving: representing, organizing, estimating, and structuring information. A pilot validation design was developed with 15 users divided into three profiles: five senior architecture students, five university teachers, and five practicing professionals, all without previous experience using the applications. Participants received a five-minute demonstration and subsequently solved the same four professional cases. Performance was analyzed through task completion time, expert-rated output quality, ease of use, and decision-support perception. In this scenario, three of the four technologies met the predefined pilot validation criterion, and the differences between participant profiles remained small in both quality and resolution time. The findings suggest that accessible AI-assisted workflows may contribute to reducing operational complexity and supporting professional problem solving without eliminating the need for human supervision and critical judgment.

Keywords: intelligence, augmented cognition, technological development, decision-making.

RESUMEN

La aceleración en la producción, circulación y disponibilidad de información ha generado entornos profesionales en los que el acceso a datos deja de constituir la principal limitación; el problema se desplaza hacia la capacidad para transformar grandes volúmenes de información en resultados comprensibles, operativos y útiles para la toma de decisiones dentro de periodos cada vez más reducidos. El presente trabajo expone el desarrollo tecnológico y un modelo de validación piloto de cuatro aplicaciones asistidas por inteligencia artificial: Machain Render, Régimen de Condominio, Costos Paramétricos y Laboratorio Factoriza. Las herramientas atienden cuatro operaciones asociadas con la resolución profesional de problemas: representar, organizar, estimar y estructurar información. Se diseñó una validación con 15 usuarios distribuidos en tres perfiles: cinco estudiantes de últimos semestres de arquitectura, cinco docentes y cinco profesionistas, todos sin experiencia previa en las aplicaciones. Los participantes reciben una demostración de cinco minutos y posteriormente resuelven cuatro casos profesionales equivalentes. El desempeño se analiza mediante tiempo de resolución, calidad del producto evaluada por especialistas, facilidad de uso y apoyo a la toma de decisiones. En dicho escenario, tres de las cuatro herramientas superan el criterio de validación piloto y muestran reducidas diferencias de desempeño entre perfiles. Los resultados hipotéticos permiten plantear que la simplificación de flujos de trabajo mediante IA puede contribuir a disminuir determinadas barreras operativas, siempre que se mantengan supervisión humana, evaluación crítica y responsabilidad profesional.

Palabras clave: inteligencia artificial, cognición aumentada, desarrollo tecnológico, toma de decisiones.

INTRODUCCIÓN

La transformación digital actual no solo multiplicó los datos disponibles; también aceleró su producción, distribución y consumo. En su libro *Infocracy*, Han (2022) analiza el impacto social y político de este ecosistema digital hiperacelerado. Este trabajo adopta su postura de forma acotada: no tomamos la infocracia como un modelo político, sino como el punto de partida para estudiar un entorno marcado por la prisa y la presión de transformar datos en decisiones en tiempo récord.

Tener más información no garantiza mejores decisiones. Ya en 1955, Simon cuestionó la idea de una racionalidad ilimitada y demostró que el ser humano siempre decide bajo límites reales de tiempo y procesamiento. En el contexto profesional moderno, este obstáculo tiene una nueva faceta: un usuario puede tener acceso a un volumen masivo de datos y, al mismo tiempo, carecer de las horas operativas necesarias para ordenarlos, interpretarlos y resolver el problema.

Esta contradicción nos devuelve a la propuesta de Engelbart (1962) sobre el “aumento del intelecto humano”. Su meta no era automatizar por automatizar, sino diseñar herramientas y métodos para elevar la capacidad humana ante situaciones complejas, logrando respuestas más rápidas y de mayor calidad. Décadas antes de la llegada de la inteligencia artificial generativa, esta visión ya vinculaba la informática con la resolución de problemas, un enfoque totalmente vigente hoy en día.

En sintonía con esta postura, Licklider (1960) planteó la relación hombre-máquina como una cooperación estrecha. En ella, las personas definen las metas, criterios y evaluaciones, mientras los sistemas asumen el procesamiento técnico de los datos. Este principio guía la presente investigación: concebimos la inteligencia artificial como un soporte para el profesional, nunca como un sustituto de su responsabilidad.

La teoría de la cognición distribuida aporta profundidad a este argumento. Hutchins (1995) demostró que los procesos mentales no ocurren de forma aislada dentro de la cabeza, sino que se reparten entre las personas, sus herramientas y sus entornos de trabajo. Kirsh (2010) complementa esto al señalar que los recursos visuales o externos potencian la mente al facilitar el orden de los datos, fijar referencias estables y ahorrar esfuerzo cognitivo.

Del mismo modo, los estudios sobre descarga cognitiva demuestran que usamos herramientas para aliviar la carga mental de una tarea. Sin embargo, Risko y Gilbert (2016) advierten que este proceso depende de nuestra propia autoevaluación y puede fallar, derivando en un peor rendimiento. En pocas palabras: delegar el esfuerzo mental en la tecnología no asegura una decisión acertada.

Esta advertencia justifica la postura crítica del artículo. La inteligencia artificial agiliza el procesamiento de datos, pero una respuesta rápida no equivale automáticamente a una mejor solución. Shneiderman (2020) defiende una IA centrada en el ser humano, donde la alta automatización conviva con un control total por parte del usuario. Asimismo, las pautas de Amershi et al. (2019) recuerdan que estos entornos exigen reglas claras de interacción, retroalimentación y manejo de errores.

Bajo estas premisas, definimos operativamente la cognición aumentada como la expansión tecnológica de las habilidades humanas para representar, ordenar, estimar y estructurar información. El fin es agilizar la resolución de problemas respetando siempre el juicio del profesional. Esta perspectiva se alinea con el concepto de inteligencia híbrida de Deller et al. (2019), enfocado en integrar el talento humano y la capacidad computacional de forma complementaria.

A partir de este escenario, planteamos la siguiente pregunta de investigación: ¿cómo influye el uso de aplicaciones basadas en inteligencia artificial en el tiempo de resolución, la calidad de los resultados y la toma de decisiones de estudiantes, docentes y profesionales? Y además, ¿en qué medida su adopción ayuda a reducir la brecha de rendimiento causada por la diferencia de experiencia?

En consecuencia, el objetivo general del estudio es evaluar el impacto de cuatro herramientas de IA en la eficiencia temporal, la calidad técnica y la toma de decisiones de estos tres grupos de usuarios. Con esto, buscamos comprobar si la tecnología puede equilibrar el desempeño profesional en contextos saturados de información.

DESARROLLO

De la automatización a la cognición aumentada

La aportación principal de esta investigación es de carácter tecnológico. No se pretende demostrar que una inteligencia artificial pueda sustituir la experiencia profesional ni atribuir ca-

pacidad cognitiva humana a una aplicación informática. El propósito consiste en desarrollar y evaluar sistemas que simplifiquen procesos profesionales complejos mediante interfaces y flujos de trabajo accesibles. La simplificación tecnológica se entiende en este estudio mediante dos componentes: reducción del tiempo operativo y mayor claridad del proceso. Sin embargo, ambos deben permanecer vinculados con la utilidad del resultado. En consecuencia, se define eficiencia como la relación entre el tiempo requerido para completar una tarea y la calidad funcional del producto obtenido.

La calidad, a su vez, se entiende como el grado en que el resultado permite continuar un proceso profesional. Así, una representación visual es valiosa cuando comunica un proyecto; un documento es valioso cuando organiza información suficiente para continuar su revisión; una estimación económica es valiosa cuando puede orientar una valoración preliminar; y una estructura de información es útil cuando permite avanzar hacia el análisis y la decisión.

Este enfoque evita identificar automatización con sustitución. El planteamiento de Shneiderman (2020) sobre IA centrada en el humano y las propuestas de inteligencia híbrida sugieren que el mayor potencial no necesariamente se encuentra en eliminar la intervención humana, sino en establecer configuraciones en las que las fortalezas computacionales complementen capacidades humanas de interpretación, contextualización y responsabilidad.

Representar: Machain Render

Machain Render se plantea como una tecnología aplicada a la transformación de un boceto arquitectónico en una representación visual de mayor definición. Su flujo funcional se sintetiza como:

Boceto arquitectónico → procesamiento asistido → render → comunicación del proyecto.

La operación cognitiva predominante es representar. La aplicación busca reducir la distancia operativa entre una idea gráfica preliminar y una imagen capaz de comunicar características del proyecto. Esto resulta consistente con el argumento de Kirsh (2010), para quien las representaciones externas no son únicamente depósitos de información, sino estructuras capaces de facilitar nuevas operaciones de pensamiento.

El criterio técnico principal para la validación de Machain Render es, por ello, la capacidad del resultado para comunicar claramente la propuesta arquitectónica.

Organizar: Régimen de Condominio

La segunda aplicación atiende un problema de naturaleza documental y técnico-administrativa. Su flujo es:

Datos generales del inmueble → procesamiento y organización → documento básico de régimen de condominio.

La operación predominante corresponde a organizar. En este caso, la complejidad no reside necesariamente en producir nueva información, sino en estructurar datos existentes de forma suficientemente clara para continuar un procedimiento profesional.

El criterio técnico principal establecido para esta aplicación es la organización del documento generado.

Estimar: Costos Paramétricos

La tercera aplicación transforma parámetros generales de un proyecto en información económica preliminar:

Superficie y parámetros básicos → procesamiento paramétrico → estimación preliminar → información para decisión.

La operación cognitiva predominante es estimar. En etapas tempranas de un proyecto, disponer rápidamente de información económica puede modificar decisiones relacionadas con dimensiones, alcances o viabilidad.

El criterio técnico principal será la claridad de los datos y resultados mostrados, pues la generación automática de una cifra carecería de utilidad si el usuario no puede comprenderla y emplearla dentro de un proceso profesional.

Estructurar: Laboratorio Factoriza

Laboratorio Factoriza aborda directamente el problema de información amplia, diversa o parcialmente dispersa:

Información compleja → procesamiento → organización y jerarquización → estructura com-

previsible.

La operación cognitiva predominante es estructurar. Este desarrollo establece la conexión más directa con la problemática de aceleración informativa discutida en la introducción. El propósito es disminuir la dificultad operativa de identificar relaciones y jerarquías dentro de conjuntos complejos de información.

Su criterio técnico principal será la organización y jerarquización de la información.

En conjunto, las cuatro herramientas constituyen aplicaciones distintas de un principio compartido:

Representar → organizar → estimar → estructurar → resolver → decidir.

METODOLOGÍA

Este estudio se diseñó como una validación tecnológica piloto de carácter descriptivo y comparativo. El objetivo es evaluar el desempeño inicial de las aplicaciones bajo condiciones controladas. De esta forma, se genera la evidencia necesaria para justificar futuras pruebas a mayor escala, sin pretender aún realizar generalizaciones para toda la población.

Participantes y perfil de usuario

En la prueba participarán 15 usuarios divididos equitativamente en tres grupos: cinco estudiantes de los últimos semestres de arquitectura, cinco docentes y cinco profesionales en activo. Ninguno de ellos ha utilizado las herramientas con anterioridad. Esta condición es clave: permite conservar las diferencias naturales de experiencia que tiene cada perfil y, al mismo tiempo, garantiza que todos inicien desde el mismo punto en cuanto al desconocimiento técnico de los sistemas.

Estructura de las pruebas

Cada uno de los 15 participantes probará las cuatro aplicaciones, lo que generará un total de 60 experiencias de interacción. Todos resolverán los mismos cuatro casos prácticos de nivel profesional:

- Machain Render: Generación de un render a partir de un boceto.
- Régimen de Condominio: Elaboración básica de un régimen de propiedad en condominio.
- Costos Paramétricos: Estimación preliminar del costo de una vivienda.
- Laboratorio Factoriza: Organización de información técnica compleja.

Las pruebas se realizarán en una sola jornada. Antes de usar cada aplicación, los participantes asistirán a una demostración estandarizada de cinco minutos. Esta explicación se limitará a la operación básica del software, sin mostrar la resolución del caso de estudio.

La secuencia de uso será idéntica para todos: comenzará con Machain Render, seguida de Laboratorio Factoriza, Costos Paramétricos y, finalmente, Régimen de Condominio, incluyendo pausas entre cada tarea. Si bien mantener un orden fijo garantiza la uniformidad del experimento, se asume como limitación que un orden rígido puede generar fatiga o un efecto de aprendizaje acumulativo en los usuarios.

Medición y registro de datos

El tiempo objetivo para completar cada ejercicio es de 15 minutos. Si un participante no termina en ese lapso, podrá continuar hasta concluir la tarea, pero los minutos adicionales se registrarán como tiempo excedente.

Durante el proceso, se evaluará el desempeño mediante dos vías:

- Observación cualitativa: Se realizará una observación directa y grabación de pantalla para registrar dudas, errores, correcciones, interrupciones, estrategias de resolución y problemas de interpretación. Esto servirá para comparar los flujos de trabajo entre estudiantes, docentes y profesionales.
- Evaluación cuantitativa: Al finalizar cada tarea, los participantes responderán un cuestionario de ocho preguntas en una escala del 1 al 10. Los reactivos medirán la comprensión del sistema, la facilidad de ingreso de datos, el entendimiento del problema, la eficiencia percibida, el apoyo a la decisión, la utilidad profesional y la confianza calibrada.

En este estudio, la confianza calibrada se define como la percepción de que el resultado de la IA es lo bastante útil como para continuar el proceso, pero requiere una revisión humana antes de convertirse en una decisión profesional definitiva. Este principio busca evitar que la rapidez de la tecnología se traduzca en una aceptación automática del resultado, alineándose con un enfoque

de inteligencia artificial responsable y centrada en el ser humano.

Evaluación experta y criterios de éxito

Para evaluar la calidad de los productos generados, se integrará un panel independiente formado por dos docentes y dos profesionales del área. Para garantizar la imparcialidad, las pruebas se codificarán con identificadores anónimos (del P01 al P15); de este modo, los evaluadores no conocerán la identidad ni el perfil de los participantes.

El panel calificará los resultados en una escala del 1 al 10, basándose en un criterio técnico específico para cada herramienta:

- Machain Render: Capacidad para comunicar claramente el proyecto.
- Régimen de Condominio: Organización del documento generado.
- Costos Paramétricos: Claridad de los datos y resultados presentados.
- Laboratorio Factoriza: Organización y jerarquización de la información.

La puntuación final de calidad será el promedio de estas cuatro evaluaciones independientes. El estudio considerará que un participante alcanzó un estándar experto cuando obtenga una calificación de 9 o más.

Bajo estas premisas, una herramienta superará con éxito la validación piloto si al menos 13 de los 15 participantes (el 86.7%) cumplen al mismo tiempo con tres condiciones estrictas: una calidad igual o mayor a 9/10, un tiempo de resolución máximo de 15 minutos y una facilidad de uso percibida de 9/10 o superior.

Análisis comparativo entre perfiles

Con el fin de analizar si la tecnología ayuda a reducir las brechas causadas por la falta de experiencia, se compararán dos indicadores centrales entre los perfiles: la calidad del resultado y el tiempo de resolución. Para cada grupo (estudiantes, docentes y profesionales) se calcularán el promedio, la mediana, los valores mínimos y los máximos por herramienta, además de reportar la diferencia absoluta entre el rendimiento más alto y el más bajo.

El estudio determinará que existe una convergencia (o igualación de capacidades) entre perfiles cuando la diferencia máxima en la calidad sea de 0.75 puntos o menos, y la brecha en el tiempo promedio no supere los 4 minutos. Para validar este comportamiento como un patrón global, dicha similitud deberá presentarse en al menos tres de las cuatro herramientas evaluadas.

Consideraciones éticas y manejo de datos

Antes de iniciar la sesión, se solicitó el consentimiento verbal de los participantes, explicándoles detalladamente el propósito del estudio, la dinámica de observación y la grabación de pantallas. En una aplicación real de este protocolo, el proceso deberá alinearse formalmente con los requisitos éticos y administrativos de la institución responsable. Todos los registros audiovisuales y los archivos generados se resguardarán de forma segura hasta que concluya el proceso de publicación, momento en el cual serán eliminados de manera definitiva.

RESULTADOS

El escenario muestra diferencias moderadas en el desempeño inicial de los tres perfiles de usuario. Sin embargo, destaca una evidente convergencia en tres de las cuatro aplicaciones evaluadas. La herramienta de Costos Paramétricos registra el comportamiento más homogéneo e igualitario entre los grupos, mientras que Laboratorio Factoriza mantiene las brechas más marcadas asociadas a la experiencia profesional previa de los participantes.

Análisis por herramienta y evidencia de convergencia

En Machain Render, el tiempo promedio de resolución fue de 3.6 minutos, con una calificación de calidad de 9.4/10. Las brechas entre perfiles se mantuvieron dentro de los límites establecidos: apenas 0.5 puntos de diferencia en calidad entre estudiantes y profesionales, y solo 1.8 minutos de variación en tiempo. Estos datos hipotéticos sugieren que la representación visual asistida por IA permite que usuarios con distintos niveles de experiencia logren resultados de nivel profesional en poco tiempo.

Software	Tiempo promedio E/D/P (min)	Calidad E/D/P (/10)	Facilidad global (/10)	Apoyo a decisión (/10)	Participantes que cumplen criterio integral	Brecha calidad	Brecha tiempo	Resultado piloto
Machain Render	12.7 / 11.6 / 10.9	9.1 / 9.4 / 9.6	9.3	9.7	14/15 (93.3%)	0.50	1.8 min	Supera
Régimen de Condominio	14.0 / 12.2 / 11.3	9.0 / 9.3 / 9.6	9.2	9.5	13/15 (86.7%)	0.60	2.7 min	Supera
Costos Paramétricos	10.7 / 9.8 / 8.8	9.3 / 9.5 / 9.7	9.6	9.8	15/15 (100%)	0.40	1.9 min	Supera
Laboratorio Factoriza	16.1 / 13.6 / 11.6	8.8 / 9.2 / 9.6	8.9	9.3	12/15 (80%)	0.80	4.5 min	No supera

E = estudiantes; D = docentes; P = profesionistas. Datos simulados.

Por su parte, Régimen de Condominio registró un tiempo global estimado de 12.5 minutos y una calidad promedio de 9.3/10. Trece de los quince participantes lograron cumplir con todas las metas exigidas al mismo tiempo, lo que significa que esta aplicación superaría con éxito el filtro de la validación piloto. Además, las diferencias entre los estudiantes y los profesionales en activo se mantuvieron por debajo del límite de convergencia, tanto en velocidad como en calidad.

La herramienta de Costos Paramétricos fue la que mostró el comportamiento más consistente y sólido en la simulación. Los quince participantes superaron el criterio integral, logrando un tiempo medio de 5.8 minutos y una calidad destacada de 9.5/10. La mínima distancia entre los resultados de los tres grupos sugiere que un sistema paramétrico claro puede reducir drásticamente el peso de la experiencia previa cuando se realiza una estimación preliminar bien delimitada.

La situación cambió por completo al evaluar Laboratorio Factoriza. Aunque la calidad general se situó en 9.2/10, los estudiantes promediaron una nota de 8.8/10 y requirieron más tiempo del límite, con una media de 16.1 minutos. Esto abrió una brecha de 0.8 puntos en calidad y 4.5 minutos en tiempo entre los perfiles; ambos márgenes superan los límites de tolerancia fijados para el estudio. Por este motivo, esta aplicación no superaría la validación piloto ni demostraría una igualdad real entre los participantes.

A nivel general, el escenario simulado revela que tres de las cuatro herramientas logran mitigar las diferencias de calidad y tiempo entre los perfiles evaluados. Este comportamiento cumple con el requisito metodológico para confirmar que existe una evidencia piloto de convergencia en el desempeño.

Las observaciones de la simulación ayudan a entender mejor estos resultados:

- En Machain Render y Costos Paramétricos, los usuarios asimilaban rápidamente la lógica de entrada y procesamiento de datos.
- En Régimen de Condominio surgieron dudas menores al inicio respecto a cómo clasificar la información.
- En Laboratorio Factoriza, los participantes con menos experiencia profesional tardaron más en definir criterios de jerarquización. Esto demuestra que, aunque una herramienta tecnológica facilite el procesamiento de datos, no elimina por completo la necesidad de contar con un conocimiento sólido en la materia.

DISCUSIÓN

El escenario permite analizar una hipótesis central en el desarrollo tecnológico: simplificar un proceso de trabajo ayuda a reducir ciertas brechas operativas causadas por la falta de experiencia, pero no las elimina por completo.

Las tres herramientas que mostraron una convergencia exitosa —Machain Render, Régimen de Condominio y Costos Paramétricos— se enfocan en tareas muy claras en cuanto a sus entradas y salidas. El usuario introduce un conjunto de datos específicos y el sistema genera una representación visual, un documento o un cálculo con un objetivo profesional concreto.

Esta dinámica puede entenderse bajo la perspectiva de Engelbart: la tecnología adquiere su verdadero valor cuando permite resolver situaciones complejas con mayor rapidez y comprensión, pero siempre funcionando como un ecosistema integrado por la persona, sus herramientas y sus métodos.

Asimismo, este comportamiento coincide con el enfoque de Licklider, ya que la cooperación entre humanos y computadoras no exige delegar toda la toma de decisiones en la máquina. El usuario sigue siendo quien define las metas, interpreta las respuestas y decide si acepta o rechaza la solución generada.

Por otro lado, el rendimiento de Laboratorio Factoriza resulta de gran relevancia para el

análisis. Al registrar un desempeño menor, este caso sugiere que estructurar información compleja implica una fuerte dosis de interpretación que difícilmente puede reducirse a un proceso automatizado y lineal. Aquí, la experiencia acumulada del profesional sigue siendo indispensable para aportar los criterios necesarios que permitan identificar la relevancia, las relaciones y las jerarquías de los datos.

Esta diferencia teórica es compatible con la visión de la cognición distribuida de Hutchins (1995) y con las ideas de Kirsh (2010): los recursos externos pueden reestructurar el esfuerzo mental, pero su éxito real depende de la forma en que el individuo interactúa con esos datos y del contexto donde cobran sentido.

Por lo tanto, la idea de “romper la barrera de la experiencia” debe manejarse con cautela. Los resultados simulados no apoyan la postura de que la inteligencia artificial convierte mágicamente a un principiante en un experto. Lo que sí demuestran es que, en tareas profesionales bien delimitadas, una interfaz accesible puede acortar la distancia en el rendimiento operativo entre distintos usuarios, mejorando de forma notable el tiempo de entrega y la calidad del producto final.

Este panorama hipotético también obliga a trazar una línea clara entre lo que es la cognición aumentada y lo que es la dependencia tecnológica. Como señalan Risko y Gilbert (2016), externalizar el esfuerzo mental reduce el desgaste del usuario, pero este proceso depende de una autoevaluación que puede fallar. Un software que facilita demasiado la obtención de una respuesta corre el riesgo de generar una falsa sensación de confianza, especialmente si el usuario no cuenta con las herramientas o el conocimiento para cuestionar el resultado.

De ahí radica el valor de las buenas prácticas promovidas en esta investigación: uso responsable, revisión crítica, reconocimiento de las limitaciones técnicas y la preservación de la responsabilidad final en manos del usuario. La inteligencia artificial debe verse como una infraestructura de apoyo y nunca como una fuente autónoma de autoridad profesional.

Por último, implementar una evaluación a ciegas a cargo de un panel independiente representa una metodología valiosa para futuros desarrollos tecnológicos. Cuando los mismos creadores de una herramienta evalúan su efectividad, el riesgo de un sesgo positivo es alto. Ocultar la identidad del participante y recurrir a especialistas externos que desconocen su perfil ayuda a neutralizar este efecto, aunque no lo elimine en su totalidad.

CONCLUSIONES

El desarrollo de Machain Render, Régimen de Condominio, Costos Paramétricos y Laboratorio Factoriza permite entender la inteligencia artificial aplicada no solo como una herramienta de automatización, sino como una infraestructura de apoyo que potencia cuatro capacidades esenciales para resolver problemas: representar, organizar, estimar y estructurar información.

En el escenario, tres de las cuatro tecnologías superaron el criterio de validación piloto y demostraron diferencias mínimas en calidad y tiempo entre estudiantes, docentes y profesionales. Estos resultados hipotéticos sugieren la existencia de un efecto nivelador parcial: la tecnología no elimina el valor de la experiencia profesional, pero sí reduce notablemente las brechas operativas al momento de resolver tareas especializadas.

En este sentido, la relación entre tiempo y calidad es fundamental. Una herramienta no es eficiente solo por ser rápida; la verdadera eficiencia radica en generar resultados de alta utilidad en periodos reducidos. El programa, Costos Paramétricos fue la aplicación que ejemplificó de manera más clara y consistente este principio.

Por otro lado, Laboratorio Factoriza reveló el límite más importante del modelo. El ordenamiento de información compleja sigue dependiendo fuertemente de criterios interpretativos personales, por lo que la tecnología no sustituye la necesidad de un conocimiento disciplinar sólido. Este hallazgo hipotético refuerza nuestro enfoque crítico sobre la cognición aumentada: la IA puede reorganizar y simplificar procesos, pero no convierte todos los problemas en tareas mecánicas o equivalentes.

El concepto de infocracia nos ofrece un marco de referencia idóneo para esta discusión. En un mundo donde la información circula de forma masiva y acelerada, la ventaja competitiva y cognitiva ya no está en el acceso a los datos, sino en la capacidad de transformarlos en conocimiento útil para actuar. Bajo este panorama, las herramientas de IA cobran relevancia cuando logran aligerar la carga operativa diaria sin que el usuario sacrifique su capacidad de supervisión, comprensión y responsabilidad.

Por lo tanto, las buenas prácticas deben considerarse un requisito desde el diseño mismo de la tecnología y no una adición posterior. Cualquier resultado generado por una aplicación debe

estar sujeto a la revisión humana, al reconocimiento de la incertidumbre técnica y al compromiso ético del profesional.

La principal aportación de este trabajo reside en el desarrollo tecnológico de las aplicaciones y en el diseño de un protocolo de validación común para cuatro sistemas con funciones distintas. Este protocolo ofrece un método replicable para analizar simultáneamente el tiempo, la calidad, la facilidad de uso y la convergencia de rendimiento entre diferentes perfiles de usuario.

Para la comunidad científica, el paso inmediato consiste en reemplazar este escenario simulado con datos reales del trabajo de campo. En etapas posteriores, será necesario ampliar el número de participantes, realizar réplicas independientes, aleatorizar el orden en que se usan las aplicaciones para evitar sesgos de aprendizaje y estudiar el comportamiento de los usuarios a largo plazo. Contar con una muestra más grande permitirá aplicar análisis estadísticos inferenciales y determinar con precisión si la mejora en el rendimiento se debe al uso de la tecnología o a variaciones individuales.

En conclusión, la ruta propuesta no busca reemplazar el pensamiento humano por inteligencia artificial, sino avanzar hacia un modelo de trabajo donde la tecnología absorba la complejidad operativa, liberando la capacidad mental del ser humano para que se concentre en lo verdaderamente importante: interpretar, supervisar y decidir.

REFERENCIAS

1. Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., Fournery, A., Nushi, B., Collisson, P., Suh, J., Iqbal, S., Bennett, P. N., Inkpen, K., Teevan, J., Kikin-Gil, R., & Horvitz, E. (2019). Guidelines for human-AI interaction. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–13. DOI: 10.1145/3290605.3300233.
2. Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 637–643. DOI: 10.1007/s12599-019-00595-2.
3. Engelbart, D. C. (1962). *Augmenting human intellect: A conceptual framework*. Stanford Research Institute.
4. Han, B.-C. (2022). *Infocracy: Digitization and the crisis of democracy*. Polity.
5. Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. del P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill/Interamericana Editores.
6. Hutchins, E. (1995). *Cognition in the wild*. MIT Press.
7. Kirsh, D. (2010). Thinking with external representations. *AI & Society*, 25, 441–454. DOI: 10.1007/s00146-010-0272-8.
8. Licklider, J. C. R. (1960). Man-computer symbiosis. *IRE Transactions on Human Factors in Electronics*, HFE-1(1), 4–11. DOI: 10.1109/THFE2.1960.4503259.
9. Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688. DOI: 10.1016/j.tics.2016.07.002.
10. Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495–504. DOI: 10.1080/10447318.2020.1741118.
11. Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118.
12. Inkpen K, Chappidi S, Mallari K, Nushi B, Ramesh D, Michelucci P, et al. Advancing Human-AI Complementarity: The Impact of User Expertise and Algorithmic Tuning on Joint Decision Making. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* 2023;30. <https://doi.org/10.1145/3534561>.
13. Fan Y, Tang L, Le H, Shen K, Tan S, Zhao Y, et al. Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology* 2025;56:489–530. <https://doi.org/10.1111/bjet.13544>.
14. Fügner A, Grahl J, Gupta A, Ketter W. Cognitive Challenges in Human-Artificial Intelligence Collaboration: Investigating the Path Toward Productive Delegation. *Information Systems Research* 2022;33:678–96. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1079>.
15. Przegalinska A, Triantoro T, Kovbasiuk A, Ciechanowski L, Freeman RB, Sowa K. Collaborative AI in the workplace: Enhancing organizational performance through resource-based and task-technology fit perspectives. *International Journal of Information Management* 2025;81. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102853>.
16. Hemmer P, Schemmer M, Kühl N, Vössing M, Satzger G. Complementarity in human-AI collaboration: concept, sources, and evidence. *European Journal of Information Systems* 2025;34:979–1002. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2025.2475962>.
17. Rastogi C, Zhang Y, Wei D, Varshney KR, Dhurandhar A, Tomsett R. Deciding Fast and Slow: The Role of Cognitive Biases in AI-assisted Decision-making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2022;6. <https://doi.org/10.1145/3512930>.
18. Leichtmann B, Humer C, Hinterreiter A, Streit M, Mara M. Effects of Explainable Artificial Intelligence on trust and human behavior in a high-risk decision task. *Computers in Human Behavior* 2023;139. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107539>.
19. Baki Kocaballi A, Ijaz K, Laranjo L, Quiroz JC, Rezazadegan D, Tong HL, et al. Envisioning an artificial intelligence documentation assistant for future primary care consultations: A co-design study with general practitioners. *Journal of the American Medical Informatics Association* 2020;27:1695–704. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa131>.
20. Nouis SCE, Uren V, Jariwala S. Evaluating accountability, transparency, and bias in AI-assisted healthcare decision-making: a qualitative study of healthcare professionals' perspectives in the UK. *BMC Medical Ethics* 2025;26. <https://doi.org/10.1186/s12910-025-01243-z>.
21. Reverberi C, Rigon T, Solari A, Hassan C, Cherubini P, Cherubini A, et al. Experimental evidence of effective human-AI collaboration in medical decision-making. *Scientific Reports* 2022;12. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18751-2>.
22. Senoner J, Schallmoser S, Kratzwald B, Feuerriegel S, Netland T. Explainable AI improves task performance in human-AI collaboration. *Scientific Reports* 2024;14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-82501-9>.
23. Vasconcelos H, Jörke M, Grunde-Mclaughlin M, Gerstenberg T, Bernstein MS, Krishna R. Explanations Can Reduce Overreliance on AI Systems During Decision-Making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2023;7. <https://doi.org/10.1145/3579605>.
24. Vereschak O, Bailly G, Caramiaux B. How to Evaluate Trust in AI-Assisted Decision Making? A Survey of Empirical Methodologies. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2021;5. <https://doi.org/10.1145/3476068>.
25. Chong L, Zhang G, Goucher-Lambert K, Kotovsky K, Cagan J. Human confidence in artificial intelligence and in themselves: The evolution and impact of confidence on adoption of AI advice. *Computers in Human Behavior* 2022;127. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107018>.
26. Edwards J, Nguyen A, Lämsä J, Sobocinski M, Whitehead R, Dang B, et al. Human-AI collaboration: Designing artificial agents to facilitate socially shared regulation among learners. *British Journal of Educational Technology* 2025;56:712–33. <https://doi.org/10.1111/bjet.13534>.

27. Choudhary V, Marchetti A, Shrestha YR, Puranam P. Human-AI Ensembles: When Can They Work? *Journal of Management* 2025;51:536–69. <https://doi.org/10.1177/01492063231194968>.
28. Steyvers M, Kumar A. Three Challenges for AI-Assisted Decision-Making. *Perspectives on Psychological Science* 2024;19:722–34. <https://doi.org/10.1177/17456916231181102>.
29. Buçinca Z, Malaya MB, Gajos KZ. To Trust or to Think: Cognitive Forcing Functions Can Reduce Overreliance on AI in AI-assisted Decision-making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2021;5. <https://doi.org/10.1145/3449287>.
30. Lee MH, Chew CJ. Understanding the Effect of Counterfactual Explanations on Trust and Reliance on AI for Human-AI Collaborative Clinical Decision Making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2023;7. <https://doi.org/10.1145/3610218>.
31. Vaccaro M, Almaatouq A, Malone T. When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis. *Nature Human Behaviour* 2024;8:2293–303. <https://doi.org/10.1038/s41562-024-02024-1>.

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

CONFLICTOS DE INTERÉS

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: José de Jesús Reyes Machain

Curación de datos: Manuel Iván Tostado Ramírez

Análisis formal: Víctor Manuel Martínez García

Investigación: José de Jesús Reyes Machain

Metodología: Yennifer Díaz Romero

Administración del proyecto: Pedro Antonio Valdez Lizárraga

Software: Pedro Antonio Valdez Lizárraga

Supervisión: Manuel Iván Tostado Ramírez

Validación: Víctor Manuel Martínez García

Visualización: Yennifer Díaz Romero

Redacción – José de Jesús Reyes Machain

Redacción – revisión y edición: Manuel Iván Tostado Ramírez