

Chapter 3 / Capítulo 3

AI, metaverse and sustainability in the new
organizational design
ISBN: 978-9915-9928-8-4
DOI: 10.62486/978-9915-9928-8-4.Ch03
Pages: 17-24



© 2026 The authors. This is an open access
book chapter distributed under the terms of
the Creative Commons Attribution (CC BY)
4.0 License.

The human-AI organization: new forms of collaboration

La organización humano-IA: nuevas formas de colaboración

Jesús Alejandro Vázquez Meza¹ 

Víctor Manuel Martínez García² 

Yennifer Díaz Romero³ 

Manuel Iván Tostado Ramírez⁴ 

Rogelio Estrada Lizárraga⁴ 

José de Jesús Reyes Machain² 

1 Universidad Autónoma de Sinaloa, Unidad Académica Preparatoria Rubén Jaramillo, Vicerrectoría, Sinaloa, México

2 Universidad Autónoma de Sinaloa, Facultad de Arquitectura y Diseño, Vicerrectoría, Sinaloa, México

3 Universidad Autónoma de Sinaloa, Facultad de Ciencias de la Educación, Vicerrectoría, Sinaloa, México

4 Universidad Autónoma de Sinaloa, Facultad de Informática, Vicerrectoría, Sinaloa, México

5 Universidad Autónoma de Sinaloa, Facultad de Informática, Vicerrectoría, Sinaloa, México

ABSTRACT

This chapter addresses collaboration between people and artificial intelligence systems through changes in work. It distinguishes tasks that may be automated, tasks whose content changes, and activities that may emerge when processes are reorganized. Contributions from labor economics are connected to discussions of productivity, augmented workers, and shared decisions. The review considers potential support for routine activities as well as risks related to technological dependence and excessive delegation of judgment. It distinguishes the speed of AI processing from human capacities for contextual interpretation, creativity, and accountability. Particular attention is paid to human oversight and the definition of new responsibilities within teams using these tools. The chapter also considers verification of system outputs and the need for mechanisms to correct errors or challenge automated recommendations. Collaboration is not treated as the automatic replacement of professionals by machines, but as a relationship that changes tasks, requires skills, and redistributes decisions. Critical thinking and professional judgment are presented as essential conditions for integrating artificial intelligence into work while preserving meaningful human deliberation.

Keywords: Human-AI collaboration; Work transformation; Human oversight; Critical thinking; Productivity

RESUMEN

El capítulo aborda la colaboración entre personas y sistemas de inteligencia artificial a partir de las transformaciones del trabajo. Distingue las tareas susceptibles de automatización de aquellas que cambian de contenido y de las nuevas actividades que pueden surgir al reorganizar procesos. Examina aportes de la economía laboral y los conecta con discusiones sobre productividad, trabajadores aumentados y decisiones compartidas. La revisión considera tanto las oportunidades de apoyo en actividades rutinarias como los riesgos asociados con la dependencia tecnológica y la delegación excesiva del juicio. Diferencia la rapidez de procesamiento de la inteligencia artificial de las capacidades humanas de contextualización, creatividad y responsabilidad. El capítulo concede especial importancia a la supervisión humana y a la definición de nuevas funciones dentro de equipos que utilizan estas herramientas. También estudia la necesidad de verificar los resultados y mantener mecanismos para corregir errores o cuestionar recomendaciones automáticas. La colaboración no se interpreta como sustitución automática de profesionales por sistemas, sino como una relación que modifica tareas, exige competencias y redistribuye decisiones. En conjunto, la discusión presenta el pensamiento crítico y el juicio profesional como condiciones para integrar la inteligencia artificial en el trabajo sin perder la capacidad humana de deliberación. Se resalta además que las recomendaciones de un sistema requieren interpretación contextual. La distribución de tareas debe acompañarse de mecanismos explícitos de evaluación, aprendizaje y rectificación para que la colaboración sea examinable dentro de la práctica profesional.

Palabras clave: Colaboración humano-IA; Transformación del trabajo; Supervisión humana; Pensamiento crítico; Productividad

3.1 ¿QUÉ TAREAS DESAPARECEN?

Uno de los estudios más citados, y también de los más discutidos, en la historia reciente de la economía laboral es el de Frey y Osborne (2017), dos investigadores de Oxford. Los autores revisaron 702 ocupaciones de Estados Unidos con ayuda de clasificadores de aprendizaje automático, esto con la finalidad de estimar la probabilidad de automatización de cada una. La cifra a la que llegaron aparece desde entonces en casi cualquier conversación sobre el futuro del trabajo, y es que cerca del 47 % del empleo total de ese país se encontraba en riesgo alto de computarización. Cabe destacar que con ello se referían a empleos que en algún momento resultaban técnicamente automatizables, lo cual es distinto a afirmar que fueran a desaparecer de un momento a otro.

Si bien la cifra llama la atención, el valor de esta metodología radica también en el criterio que la sostiene. De acuerdo con Frey y Osborne (2017), lo que hace que una ocupación esté más o menos expuesta es el tipo de tareas que la componen, independientemente del nombre del puesto; es así como los trabajos que consisten sobre todo en tareas repetitivas y predecibles, como la transcripción de datos, ciertos procesos administrativos o el trabajo en una línea de ensamblaje, resultan mucho más susceptibles que aquellos en donde se requiere percepción compleja, creatividad o inteligencia social. Los autores también documentaron algo que con los años resultaría profético, esto al encontrar una relación negativa muy fuerte entre el salario, el nivel educativo de una ocupación y su probabilidad de automatización, es decir, cuanto más rutinaria y menos calificada es una tarea, más expuesta se encuentra.

Casi una década después, y con la llegada de la inteligencia artificial generativa, esa relación se ha vuelto más compleja de lo que anticipaba el estudio original, punto que se retomará más adelante en este capítulo. Aun así, la lógica de fondo sigue siendo válida, la cual consiste en que las ocupaciones completas no desaparecen de la noche a la mañana; lo que desaparece primero son las tareas específicas dentro de ellas que resultan rutinarias, predecibles y fáciles de codificar.

En su informe *Global Human Capital Trends*, elaborado a partir de una encuesta a casi 10 000 líderes de recursos humanos y de negocio en 93 países, Deloitte (2025) documenta que esta desaparición de tareas dejó de ser una proyección a futuro y forma parte del presente. Un ejemplo de ello son los puestos de nivel de entrada, que tradicionalmente concentraban las tareas más rutinarias de cualquier organización y que hoy se están reduciendo, situación que genera lo que el propio informe llama una “brecha de experiencia” cada vez más amplia entre lo que exige el mercado laboral y lo que los recién egresados han tenido oportunidad de practicar. Se trata de una confirmación reciente, y a gran escala, del patrón que Frey y Osborne (2017) describieron hace casi una década, en el que la automatización ataca primero ciertas tareas, en lugar de ocupaciones enteras, y en este caso aquellas que servían de entrenamiento para los puestos siguientes.

3.2 ¿QUÉ TAREAS SE TRANSFORMAN?

Si el trabajo de Frey y Osborne (2017) se enfoca en lo que se pierde, el de Acemoglu y Restrepo (2018) se ocupa de lo que se gana, algo igual de importante y con frecuencia olvidado, además de explicar por qué la automatización no es un juego de suma cero. Para ello, los autores plantean dos fuerzas que actúan al mismo tiempo, aunque empujan en sentidos contrarios, siendo la primera el efecto desplazamiento, que se da cuando las máquinas sustituyen a las personas en tareas que antes realizaban, con lo que disminuye la demanda de trabajo humano en esas tareas específicas. Frente a este se encuentra el efecto productividad y reinstalación, mismo que se presenta cuando la automatización abarata costos y libera recursos que terminan por financiar la creación de tareas completamente nuevas, es decir, tareas que antes no existían porque no eran económicamente viables y que vuelven a requerir trabajo humano.

Cabe destacar que Acemoglu y Restrepo (2018) insisten en un matiz que suele perderse en el debate público, el cual consiste en que el efecto reinstalación no es automático ni está garantizado. Para que ocurra, la economía tiene que crear en verdad esas nuevas tareas intensivas en trabajo, y la velocidad de la automatización no debe superar la capacidad del sistema para generarlas. Cuando la automatización avanza más rápido de lo que el mercado logra reinventar nuevas formas de trabajo humano, los autores hablan de “automatización excesiva”, un desequilibrio que destruye empleo neto y que, además, desperdicia el potencial de productividad que la tecnología debería estar generando.

El efecto reinstalación del que hablan Acemoglu y Restrepo (2018) también se puede ver en los datos del *AI Index Report* de Stanford (2026), en donde se documenta que la adopción

organizacional de IA llegó al 88 % a nivel global. Se trata de un salto considerable que, de haber seguido solamente la lógica del desplazamiento, tendría que haber provocado una contracción generalizada del empleo, lo cual no ha ocurrido; por el contrario, el mismo índice registra en paralelo el crecimiento de roles nuevos ligados a la gobernanza, la supervisión y la implementación de estos sistemas. Estos roles corresponden al tipo de tarea reinstalada que anticipa la teoría, con la particularidad de que solo aparecen cuando la organización invierte deliberadamente en crearlos.

3.3 AUTOMATIZACIÓN DE ACTIVIDADES RUTINARIAS

Con la evidencia más reciente, y con una precisión que Frey y Osborne no podían tener en 2017, se observa que el riesgo de automatización sigue concentrado en las tareas rutinarias. Sin embargo, el umbral de lo que cuenta como “rutinario” se ha movido de manera considerable desde entonces.

Para tratar de entender de mejor forma por qué ese umbral se ha movido tan rápido, conviene revisar un dato técnico que aporta el *AI Index Report* de Stanford (2026), en donde se documenta que en SWE-bench Verified, una prueba de referencia exigente para evaluar la capacidad de programación, el desempeño de los sistemas líderes pasó de alrededor del 60 % a casi el 100 % en un solo año. Es así como tareas de programación que hasta hace poco se consideraban claramente no rutinarias, por exigir un juicio técnico considerable, empezaron a comportarse casi como rutinarias desde la perspectiva de la automatización. Con lo anterior se puede ver que la frontera entre lo automatizable y lo que no lo es cambia de lugar con cada mejora en la capacidad de estos sistemas, por lo que las organizaciones que la definieron hace apenas un par de años probablemente ya la tienen desactualizada.

3.4 NUEVAS FORMAS DE PRODUCTIVIDAD

El automatizar tareas rutinarias libera tiempo, por lo que la pregunta que más le importa a una organización es qué hacer con ese tiempo liberado.

McKinsey & Company (2025) documenta en dónde ya se está materializando esta productividad, y en dónde todavía no. Su encuesta encontró que las funciones de ingeniería de software y de tecnología de la información reportan reducciones de costos de entre 10 y 20 % atribuibles directamente a la inteligencia artificial, mientras que en mercadotecnia y desarrollo de producto se observan incrementos de ingresos superiores al 10 %. Si bien se trata de ganancias considerables, estas se encuentran concentradas, puesto que el propio informe advierte que la mayoría de las organizaciones no ha logrado que sus proyectos de IA escalen más allá de la fase experimental, esto debido a que no ha podido traducir esas ganancias funcionales aisladas en una reorganización más amplia del trabajo.

Esto obliga a replantear la pregunta que muchas organizaciones se hacen hoy, ya que en la práctica la discusión sobre si conviene o no adoptar IA ya quedó resuelta. Lo que ahora corresponde preguntarse es qué tan rápido, y con qué grado de intención, se está reorganizando el trabajo alrededor de las nuevas formas de productividad que la tecnología hace posibles.

3.5 EL TRABAJADOR AUMENTADO

En referencia a cómo se ve, en la práctica, el trabajador que sobrevive y prospera en medio de esta transición, el *Future of Jobs Report 2025* identifica a la inteligencia artificial y al análisis de datos como las competencias tecnológicas con mayor proyección de crecimiento en importancia (World Economic Forum, 2025). Cabe destacar que el mismo informe sitúa a las habilidades humanas como un complemento indispensable, lejos de considerarlas un vestigio en vías de extinción.

Por su parte, el reporte de LinkedIn Learning (2025) documenta que lo que separa a un trabajador que solo convive con la IA de otro que en verdad se ve aumentado por ella es la inversión activa en su propio desarrollo. Dicho reporte encontró que el 68 % de los profesionales encuestados coincide en que aprender de forma continua le ayuda a adaptarse al cambio, 4 puntos más que el año anterior, y que las organizaciones que priorizan el desarrollo de carrera de su gente tienen significativamente más probabilidades de posicionarse a la vanguardia en la adopción de inteligencia artificial generativa. Con esto se puede ver que el trabajador aumentado

se construye a través de una inversión deliberada en desarrollo continuo, tanto individual como organizacional, más que surgir espontáneamente por el simple contacto con la tecnología.

3.6 EL RIESGO DE LA DEPENDENCIA TECNOLÓGICA

Lo revisado hasta aquí permite tener una visión moderadamente optimista, siempre y cuando la automatización se gestione de forma adecuada. Sin embargo, conviene detenerse en una advertencia que aparece de manera constante en la evidencia revisada, la cual tiene que ver con el costo de la dependencia tecnológica excesiva, mismo que no siempre se hace visible de inmediato.

Ese costo ya lo anticipaban Acemoglu y Restrepo (2018) con su concepto de automatización excesiva, el cual describe lo que ocurre cuando una organización automatiza más rápido de lo que su propia capacidad de reinventar el trabajo puede sostener. En ese caso, el resultado incluye una posible pérdida de empleo y, además, una ineficiencia estructural que frena el crecimiento de la productividad que la automatización debería haber generado. En cierto sentido, esta es la paradoja central del capítulo, pues la tecnología que promete productividad puede terminar por restarla si se implementa sin criterio.

El otro lado de esta advertencia lo aportan Frey y Osborne (2017) con su hallazgo sobre la relación entre el salario, la educación y el riesgo de automatización. A partir de este hallazgo se puede ver que las organizaciones que automatizan sin invertir al mismo tiempo en la formación de su fuerza laboral corren el riesgo de ampliar la brecha que la evidencia identifica como la más peligrosa, la cual consiste en concentrar cada vez más valor en quienes ya cuentan con las competencias para trabajar junto a la tecnología y en dejar cada vez más atrás a quienes no las tienen. Visto así, el gestionar bien la automatización es tanto una decisión técnica como una decisión sobre qué tipo de organización, y qué tipo de mercado laboral, se quiere construir con el tiempo que la tecnología libera.

Existe también un riesgo de dependencia que opera en un nivel más íntimo que el del mercado laboral, el de las capacidades cognitivas de quienes usan estas herramientas todos los días. En un estudio con 666 participantes de distintas edades y niveles educativos, Gerlich (2025) encontró una correlación negativa significativa entre el uso frecuente de herramientas de inteligencia artificial y el desempeño en pruebas de pensamiento crítico. Esta relación se encuentra mediada por lo que el propio estudio llama “descarga cognitiva”, es decir, la tendencia a delegar en la herramienta procesos mentales que antes se realizaban de forma autónoma. Uno de los hallazgos más preocupantes de la investigación es que los participantes más jóvenes mostraron, al mismo tiempo, mayor dependencia de la IA y puntuaciones más bajas en pensamiento crítico que los de mayor edad (Gerlich, 2025), lo cual cobra relevancia si se toma en cuenta que se trata del segmento que hoy está entrando al mercado laboral y al que las organizaciones están formando para los próximos 20 o 30 años de su vida profesional.

Este hallazgo no significa que la inteligencia artificial sea perjudicial por naturaleza para el pensamiento humano, ya que el propio Gerlich (2025) sugiere que el impacto depende, en buena medida, de la forma en que se usa la herramienta, más que de la herramienta en sí. Lo que sí confirma es que la dependencia tecnológica ha dejado de ser únicamente un riesgo abstracto o futurista para convertirse en un fenómeno que ya se puede medir, por lo que las organizaciones que despliegan IA generativa a gran escala entre su fuerza laboral, sobre todo entre los perfiles más jóvenes, deberían tomarla tan en serio como cualquier otro riesgo operativo.

3.7 INTELIGENCIA HUMANA E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Entre las metáforas que circulan sobre la inteligencia artificial, una de las más útiles es la que propone Ethan Mollick, profesor de Wharton, quien plantea pensar en la IA como un alien. Con ello se refiere a algo que por naturaleza no es hostil ni benevolente, pero que resulta distinto a la inteligencia humana, ya que sus fortalezas y debilidades no siguen el mismo patrón que las de las personas (Mollick, 2024). Es así como la IA puede resultar sorprendentemente capaz en tareas que a las personas les exigen un esfuerzo considerable, como lo son sintetizar grandes volúmenes de texto o generar variaciones creativas con rapidez, y, de forma igual de sorprendente, mostrarse torpe en tareas que a cualquier persona le resultarían triviales.

A esa asimetría Mollick (2024) la llama frontera irregular, esto porque el límite entre lo que la IA hace bien y lo que hace mal no obedece a una lógica intuitiva y solo se descubre al

experimentar directamente con la herramienta en tareas reales. Dado que ningún manual anticipa con precisión dónde cae esa frontera en cada tarea específica, lo que queda es ponerla a prueba, de ahí que ninguna organización pueda diseñar desde un escritorio una estrategia completa de colaboración humano-IA sin que experimenten directamente quienes van a trabajar con la IA todos los días.

Por lo demás, la frontera irregular tiene su origen en un hallazgo experimental, más que en una metáfora. En un estudio de campo realizado junto con la consultora Boston Consulting Group, Dell'Acqua et al. (2023) asignaron aleatoriamente a 758 consultores para trabajar con o sin acceso a GPT-4 en tareas realistas de consultoría, y sus resultados mostraron de manera muy concreta la existencia de dicha frontera. En las tareas que caían dentro de las capacidades del sistema, quienes usaron IA completaron un 12 % más de sub tareas, trabajaron alrededor de un 25 % más rápido y produjeron resultados que los evaluadores humanos calificaron consistentemente como superiores (Dell'Acqua et al., 2023). Sin embargo, en una tarea diseñada a propósito para quedar fuera de esa frontera, la cual consistía en un caso de estrategia de marca en el que se tenían que reconciliar datos numéricos con pistas sutiles contenidas en notas de entrevistas, el patrón se invirtió por completo. Los consultores sin acceso a IA acertaron el 84 % de las veces, mientras que quienes usaron el sistema vieron caer su precisión de forma marcada (Dell'Acqua et al., 2023). En esa tarea específica, la IA terminó por empeorar el desempeño de quienes confiaron en ella sin saber que se encontraban del lado equivocado de la frontera.

3.8 DECISIONES COMPARTIDAS

El que la inteligencia humana y la artificial sean distintas no garantiza, por sí solo, que al combinarlas se obtengan mejores resultados que al usar cualquiera de las dos por separado. La investigación reciente sugiere que ese resultado ideal, al que Hemmer et al. (2024) llaman desempeño complementario de equipo, es más difícil de lograr de lo que se podría pensar. En su trabajo, en donde se formaliza el concepto de complementariedad en la colaboración humano-IA, los autores encontraron que dicho desempeño, en el que el equipo humano-máquina supera lo que cualquiera de los dos lograría por su cuenta, rara vez se observa en la práctica.

Con respecto a las fuentes de las que depende la complementariedad, Hemmer et al. (2024) identifican dos. La primera es la asimetría de información, que se da cuando la persona y el sistema tienen acceso a información distinta y complementaria sobre el problema, mientras que la segunda, la asimetría de capacidad, aparece cuando cada uno resuelve mejor distintos tipos de subproblemas dentro de una misma tarea. Si estas asimetrías no están presentes, o si no se diseñan deliberadamente dentro del proceso de decisión, la colaboración termina pareciéndose más a una suma de dos opiniones redundantes que a un trabajo en equipo; es por ello que diseñar decisiones compartidas efectivas implica algo más que “poner a un humano y a una IA en la misma sala”, ya que se requiere identificar explícitamente qué sabe cada uno que el otro no sabe, para después estructurar el proceso alrededor de esa diferencia.

El experimento de Dell'Acqua et al. (2023) sirve para ilustrar de forma concreta por qué esta asimetría es tan importante. En las tareas en las que la IA ayudó, es decir, dentro de la frontera, existía una asimetría de capacidad, puesto que el sistema podía generar y organizar grandes volúmenes de contenido más rápido de lo que cualquier consultor lograría por sí solo, mientras que la persona aportaba el criterio sobre qué contenido era relevante para el cliente en cuestión. Por el contrario, en la tarea en la que la IA empeoró el desempeño, fuera de la frontera, esa asimetría de capacidad no existía, porque el problema exigía integrar señales sutiles y propias del contexto que el sistema no podía procesar mejor que un humano con experiencia. Aun así, los consultores confiaron en el sistema sin antes identificar en qué consistía la ventaja comparativa de cada parte. De esta manera, una decisión compartida mal diseñada deja de ser neutral, ya que puede llegar a ser peor que decidir sin ayuda alguna.

3.9 SUPERVISIÓN HUMANA

Mollick (2024) resume de una manera memorable una de sus reglas de co-inteligencia, la cual consiste en mantener siempre al humano en el ciclo, lo que debe entenderse como una condición estructural de cualquier colaboración que funcione bien, más que como una formalidad burocrática. Su argumento es sencillo y a la vez sólido. Dado que la frontera irregular de la IA es impredecible, la única manera confiable de detectar cuándo el sistema se equivoca es que haya

una persona revisando activamente sus resultados, en lugar de limitarse a aprobarlos de forma automática.

En la misma línea, McKinsey & Company (2025) encontró que esta supervisión, lejos de ser un lujo reservado a organizaciones particularmente cautelosas, es una de las prácticas que distinguen a quienes obtienen valor de la inteligencia artificial. Entre las organizaciones de alto desempeño que se identifican en su encuesta, contar con reglas claras de supervisión humana en el ciclo de decisión es sustancialmente más común que en el resto, al igual que los mecanismos de gobernanza centralizada y la responsabilidad ejecutiva explícita sobre los resultados del sistema. El hallazgo pone en duda una suposición extendida, según la cual la supervisión humana hace más lenta la adopción de IA y reduce la ventaja competitiva, ya que la evidencia apunta en sentido contrario, al mostrar que la supervisión disciplinada es uno de los factores que separan a las organizaciones que capturan valor de aquellas que solo experimentan sin rumbo.

3.10 NUEVOS ROLES Y RESPONSABILIDADES

Conforme la colaboración humano-IA se vuelve más profunda, las organizaciones empiezan a enfrentar preguntas para las que sus estructuras tradicionales no fueron diseñadas. Al respecto, Castillo Martínez et al. (2024) documentan cómo la adopción de inteligencia artificial generativa complica directamente las cuestiones de autenticidad y de propiedad intelectual, sobre todo en organizaciones que ya operan bajo modelos ágiles, planos y basados en proyectos, lo cual corresponde al tipo de estructura hacia la que se están moviendo muchas empresas, como se discutió en capítulos anteriores.

Entre esas preguntas están la de quién responde por un contenido cuando una parte sustancial fue generada por un sistema de IA, o la de cómo se atribuye la autoría intelectual dentro de un equipo en el que algunos miembros usan estas herramientas extensamente y otros no. Castillo Martínez et al. (2024) plantean estas cuestiones sin ofrecer respuestas universales prefabricadas. Cada organización tiene que construir sus propios criterios, los cuales cobran urgencia conforme la estructura organizacional se vuelve menos jerárquica y más distribuida. Los roles nuevos que empiezan a aparecer en las organizaciones más avanzadas en este terreno, entre ellos los responsables de gobernanza de IA, los auditores de contenido generado y los curadores de calidad de las salidas de los modelos, constituyen respuestas institucionales a esa misma pregunta que sigue sin resolverse.

De acuerdo con McKinsey & Company (2025), la aparición de estos roles ha dejado de ser una previsión especulativa para convertirse en una consecuencia medible de la adopción de IA agéntica dentro de las organizaciones. Su encuesta encontró que, entre las organizaciones que ya escalan agentes de inteligencia artificial en al menos una función, es conveniente la creación de nuevas responsabilidades específicas, vinculadas a la supervisión, la validación y la corrección de las decisiones que estos sistemas toman de forma semiautónoma. Con esto se puede ver que la colaboración humano-IA, además de transformar la manera en que se realiza el trabajo existente, genera categorías de trabajo completamente nuevas, las cuales no tenían equivalente antes de que estos sistemas empezaran a actuar con cierto grado de autonomía.

3.11 CREATIVIDAD, PENSAMIENTO CRÍTICO Y JUICIO PROFESIONAL

Uno de los temores más comunes frente a la inteligencia artificial generativa es que termine por erosionar las capacidades humanas que más valor aportan, como lo son la creatividad genuina, el pensamiento crítico y el juicio profesional que se forja con la experiencia. Castillo Martínez et al. (2024) documentan que dicho temor no carece del todo de fundamento, esto debido a que la facilidad con la que la IA generativa produce contenido plausible hace más difícil, en la práctica, distinguir entre un trabajo creativo y un contenido que simplemente fue generado. Esto tiene implicaciones directas en la manera en que se evalúa y se reconoce el trabajo profesional.

Frente a este temor, Mollick (2024) ofrece un contrapeso útil, aunque sin negarlo del todo. Una de sus reglas de co-inteligencia consiste en tratar a la IA como una persona a la que se le asigna un rol y una personalidad específicos, lo que en la práctica obliga a quien la usa a pensar con mayor claridad qué tipo de tarea le está delegando y por qué. El definir con precisión el rol de la IA, en lugar de solo pedirle “que escriba algo”, termina por convertirse, de manera paradójica, en un ejercicio de pensamiento crítico en sí mismo, puesto que exige que la persona tenga claro lo que quiere lograr antes de delegar cualquier parte del proceso. Si bien el riesgo de erosión

existe, este no se da de forma automática, ya que depende de si la organización cultiva un uso deliberado de la herramienta o si permite un uso pasivo y sin criterio.

El estudio de Gerlich (2025), que se revisó en el apartado 3.6, aporta evidencia empírica que confirma ese riesgo cuando dicho uso deliberado no se cultiva. En él, la correlación negativa entre el uso frecuente de estas herramientas y el desempeño en pensamiento crítico aparece mediada por la descarga cognitiva, es decir, por delegar en la herramienta procesos mentales que antes se hacían de forma autónoma. Este hallazgo se relaciona directamente con la advertencia de Castillo Martínez et al. (2024) sobre la erosión de la creatividad genuina. Cuando delegar se convierte en el hábito por defecto, en lugar de ser una decisión deliberada que se toma caso por caso, el juicio profesional que distingue a un colaborador con experiencia puede empezar a atrofiarse, riesgo que ambos estudios, desde ángulos distintos, permiten anticipar.

3.12 DEL TRABAJADOR QUE UTILIZA IA AL TRABAJADOR QUE COLABORA CON IA

Entre usar una herramienta y colaborar con ella existe una diferencia sutil, pero decisiva. En el primer caso el flujo va en un solo sentido, ya que la persona pide, el sistema entrega y la persona toma o descarta el resultado, mientras que colaborar implica un proceso iterativo y en ambos sentidos, en donde tanto la persona como el sistema ajustan su comportamiento en función de lo que aporta la otra parte.

A partir del trabajo de Hemmer et al. (2024) se puede plantear que esta transición, de usuario a colaborador, es lo que determina si una organización logra que el trabajo conjunto entre personas e IA rinda más que cada parte por separado, o si solo añade una herramienta más a su caja sin cambiar de fondo la manera en que trabaja. El hallazgo central de estos autores, que la complementariedad rara vez ocurre de manera espontánea, puede leerse como una señal de que la mayoría de las organizaciones se encuentra todavía en la etapa de “usar IA” y aún no llega a la de “colaborar con IA”.

Con datos de adopción a escala global, McKinsey & Company (2025) coincide con este diagnóstico, puesto que en su encuesta se encontró que, si bien el 88 % de las organizaciones ya usa inteligencia artificial en al menos una función, apenas un tercio ha logrado escalar ese uso más allá de proyectos piloto aislados; además, solo el 6 % alcanza lo que la propia consultora clasifica como alto desempeño, grupo que se caracteriza, entre otras cosas, por haber rediseñado sus flujos de trabajo alrededor de la colaboración con IA en lugar de solo añadir la herramienta al proceso existente sin modificarlo. Se trata de la misma brecha, pero medida ahora en cifras organizacionales concretas, en donde la mayoría de las empresas sigue en la etapa de “usar IA” que se desprende del trabajo de Hemmer et al. (2024) y solo una minoría ha logrado dar el paso hacia la colaboración. Para dar ese paso se requiere lo que Mollick (2024) plantea en varias de sus reglas, como lo son invitar activamente a la IA al proceso de trabajo desde el principio, sin dejarla como último recurso, mantener una supervisión humana constante y asumir, de entrada, que la versión actual de la herramienta es la peor que se usará en el futuro. Esto último obliga a la organización a mantenerse en un proceso permanente de aprendizaje y ajuste, en lugar de tratar la adopción de IA como un proyecto que en algún momento se da por terminado.