

Chapter 2 / Capítulo 2



AI, metaverse and sustainability in the new
organizational design
ISBN: 978-9915-9928-8-4
DOI: 10.62486/978-9915-9928-8-4.Ch02
Pages: 10-16

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

Inteligencia artificial: de herramienta tecnológica a capacidad organizacional Artificial intelligence: from technological tool to organizational capacity

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 explores the transition from artificial intelligence as an isolated tool to artificial intelligence as an organizational capability. It begins by distinguishing access to data from the knowledge needed to make and review decisions. Frameworks for technology adoption and trust help explain why access to advanced systems does not by itself produce useful outcomes. The text differentiates traditional and generative AI and contrasts task automation with the augmentation of human capabilities. It examines cognitive copilots, their potential contributions, and the need to oversee their outputs. An augmented organization is described as one in which tools, processes, people, and decisions operate together rather than as disconnected elements. The discussion also addresses the limitations of accumulating individual AI users without redesigning workflows or developing shared skills. Attention is given to decision quality, team coordination, and the institutional conditions required for responsible use. The chapter argues that organizational capability does not reside solely in software: it depends on how technology is embedded in daily practices, how appropriate controls are organized, and how the consequences of its use are evaluated.

Keywords: Artificial intelligence; Organizational capability; Automation; Augmentation; Decision-making

RESUMEN

El capítulo examina el tránsito desde la inteligencia artificial entendida como herramienta aislada hacia su integración como capacidad organizacional. Comienza por diferenciar los datos disponibles del conocimiento que una institución puede usar para decidir y revisar sus operaciones. Recupera marcos sobre adopción tecnológica y confianza para explicar por qué el acceso a sistemas avanzados no asegura resultados útiles. Distingue la inteligencia artificial tradicional de la generativa y compara la automatización de tareas con la aumentación de capacidades humanas. En este recorrido, analiza la función del copiloto cognitivo, sus posibles aportaciones y la necesidad de supervisar sus respuestas. El texto presenta la organización aumentada como una configuración donde herramientas, procesos, personas y decisiones se relacionan de forma continua. También explica las limitaciones de acumular usuarios individuales sin rediseñar flujos de trabajo ni desarrollar competencias compartidas. La discusión se centra en la calidad de las decisiones, la coordinación de equipos y las condiciones institucionales que permiten usar los sistemas con responsabilidad. La conclusión conceptual es que la capacidad no reside únicamente en el software, sino en el modo en que la organización lo incorpora a sus prácticas, estructura sus controles y evalúa sus efectos. La exposición insiste en que los resultados deben interpretarse según la tarea, el contexto y las condiciones de uso. Por ello, la formación de usuarios y la definición de controles aparecen como componentes de la misma capacidad organizacional.

Palabras clave: Inteligencia artificial; Capacidad organizacional; Automatización; Aumentación; Toma de decisiones

2.1 DATOS, CONOCIMIENTO Y CAPACIDAD DE DECISIÓN

Durante mucho tiempo se consideró que una organización estaba “informada” cuando tenía acceso a suficientes datos. Sin embargo, esa noción dejó de ser válida, esto porque el volumen de información disponible dejó de ser el problema central y el desafío consiste ahora en transformar ese volumen en conocimiento que de verdad mejore la toma de decisiones. Es en esa distinción entre tener datos y saber decidir con ellos en donde la inteligencia artificial (IA) encontró uno de sus lugares de mayor impacto dentro de las organizaciones.

Russell y Norvig (2020), autores del texto de referencia más utilizado en la enseñanza universitaria de la inteligencia artificial, definen el campo como el diseño de agentes racionales, es decir, sistemas capaces de percibir su entorno, procesar esa información y actuar de manera que maximicen la probabilidad de alcanzar un objetivo determinado. Si bien se trata de una definición técnica, su implicación organizacional es clara, ya que un sistema de IA no es solo una calculadora más rápida; se trata de un mecanismo diseñado para tomar, o apoyar, decisiones bajo incertidumbre, mismas que antes recaían únicamente en el juicio humano.

Ahora bien, el que una organización tenga acceso a estas capacidades no significa que las use, y mucho menos que confíe en ellas. Una forma de comprender de la mejor forma este punto es recurrir al modelo de aceptación tecnológica de Davis (1989), mismo que, después de tres décadas, sigue siendo el marco más citado para explicar por qué las personas adoptan o rechazan una herramienta digital. En dicho modelo se identifican dos variables que determinan esa decisión: la utilidad percibida, es decir, si la persona cree que la herramienta mejorará realmente su desempeño, y la facilidad de uso percibida, entendida como el esfuerzo que anticipa tener que invertir para usarla (Davis, 1989); al momento de aplicar lo anterior a los sistemas de datos e inteligencia artificial, se puede ver que ningún sistema, por sofisticado que sea, mejora la capacidad de decisión de una empresa si sus colaboradores no perciben que vale la pena usarlo, o si la curva de aprendizaje les resulta demasiado empinada.

En el terreno académico, el estudio de Cerezo Arreola (2025) ofrece evidencia de este mismo fenómeno, ya que retoma de manera explícita el modelo de Davis (1989) para explicar por qué los universitarios adoptan con tanta rapidez las herramientas de inteligencia artificial generativa. De acuerdo con dicho estudio, la utilidad percibida, que en este caso consiste en ahorrar tiempo y estructurar con rapidez información compleja, resulta lo suficientemente alta como para superar cualquier resistencia inicial (Cerezo Arreola, 2025). Con ello se tiene una generación que ya no distingue del todo entre “buscar información” y “consultarle a un sistema de IA”, esto porque en la práctica la utilidad percibida de lo segundo se volvió más alta que la de los métodos tradicionales.

Entre la definición técnica de Russell y Norvig (2020) y el modelo de aceptación de Davis (1989) existe un punto en común que toda organización tendría que tomar en cuenta, en el sentido de que los datos y los algoritmos no mejoran por sí mismos la capacidad de decisión de una empresa. Dicha mejora solo ocurre cuando las personas confían en el sistema, lo entienden lo suficiente para usarlo con criterio y lo perciben como una extensión útil de su propio juicio, más que como una caja negra que sustituye su pensamiento.

La urgencia de construir esa confianza se entiende mejor al observar el ritmo al que mejora la capacidad técnica de estos sistemas. El *AI Index Report* de Stanford (2026) documenta que en SWE-bench Verified, una de las pruebas de referencia más exigentes para evaluar la capacidad de programación de un sistema de IA, el desempeño de los modelos líderes pasó de aproximadamente el 60 % a casi el 100 % en un solo año. Se trata de un salto técnico que las organizaciones no pueden pasar por alto. Sin embargo, dicho salto no garantiza por sí solo que esa capacidad se traduzca en mejores decisiones, ya que la brecha entre lo que un sistema puede hacer técnicamente y lo que una organización logra aprovechar de forma responsable sigue dependiendo de la percepción de las personas, tal como se desprende del modelo de Davis (1989), así como de su confianza, y no solo de la potencia computacional.

2.2 AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS

La automatización no es algo nuevo, ya que las fábricas llevan más de un siglo automatizando tareas físicas repetitivas. Lo que cambió es el tipo de tareas que hoy se pueden automatizar, mismas que ya no se limitan a procesos mecánicos y predecibles e incluyen tareas cognitivas como redactar, resumir, clasificar información, generar código e incluso argumentar. Es ese salto de la automatización física a la cognitiva el que distingue a la ola actual de transformación organizacional de las anteriores.

Russell y Norvig (2020) sitúan este fenómeno dentro del campo más amplio del aprendizaje automático, en donde los sistemas, en lugar de seguir instrucciones fijas programadas paso a paso, identifican patrones a partir de grandes volúmenes de datos y ajustan su comportamiento en consecuencia. Dicha capacidad de aprender, y no solo de ejecutar, es la que permite que hoy un sistema automatice tareas que hace una década se consideraban exclusivamente humanas, tal como es el caso de redactar un informe coherente o sintetizar un documento extenso.

En el caso del trabajo de nivel inicial, Cerezo Arreola (2025) documenta cómo esta automatización cognitiva ya lo está reconfigurando, esto porque los empleos de entrada, que tradicionalmente involucraban el procesamiento rutinario de información, se volvieron altamente susceptibles a la automatización mediante inteligencia artificial generativa. Esto es aún una tarea pendiente en diversas organizaciones que todavía no terminan de asimilar la implicación estratégica de este hallazgo, la cual consiste en que los puestos de inicio de la empresa, que históricamente servían como espacio de formación progresiva dentro de la misma, son los que más rápido se están automatizando, lo que obliga a repensar cómo se desarrolla el talento nuevo cuando esa puerta de entrada es muy reducida.

A escala global, Deloitte (2025) confirma esta tendencia. Según su informe *Global Human Capital Trends* identifica la contracción de los roles de nivel inicial como una de las tensiones principales que hoy enfrentan las organizaciones, misma que genera lo que el propio estudio llama una “brecha de experiencia” cada vez más amplia entre lo que el mercado laboral exige y lo que los recién egresados han tenido oportunidad de practicar en un entorno en el mundo laboral real. Cabe destacar que el automatizar procesos de nivel inicial sin diseñar, al mismo tiempo, nuevas vías de formación que reemplacen la función pedagógica que cumplían esos puestos deja a las organizaciones con un problema de mediano plazo que pocas veces se contempla en el análisis de costos de la automatización. Dicho problema tiene que ver con saber de dónde saldrá, dentro de 5 o 10 años, el talento con experiencia suficiente para ocupar los puestos de mayor responsabilidad.

Por otra parte, la velocidad con la que una organización adopta la automatización de procesos depende tanto de la capacidad técnica del sistema como del ritmo con el que las personas dentro de dicha organización la aceptan. En este punto resulta útil la teoría de Rogers (2003), ya que permite entender que la automatización, como cualquier innovación, no se implementa de un día para otro en toda la organización. Esta avanza primero entre quienes están dispuestos a experimentar y solo después se extiende hacia quienes necesitan evidencia más sólida antes de confiar en que un proceso automatizado no comprometerá la calidad de su trabajo. Tratar la automatización como un interruptor que se enciende de golpe, sin tomar en cuenta esa dinámica, es una de las razones más comunes por las que estos proyectos fracasan o generan una resistencia interna innecesaria.

Con lo anterior se puede ver que automatizar procesos no se limita a una decisión de eficiencia operativa, ya que redefine qué tareas siguen siendo humanas, cómo se forma el talento nuevo y cuánto están dispuestas las personas a confiar en sistemas que, cada vez con más frecuencia, piensan por sí mismos en lugar de solo ejecutar instrucciones.

2.3 IA TRADICIONAL E IA GENERATIVA

Hasta hace relativamente poco, cuando una empresa hablaba de “inteligencia artificial” se refería casi siempre a sistemas de reglas fijas o a modelos predictivos entrenados para una tarea muy concreta, tal como detectar fraude, recomendar un producto o clasificar un correo como *spam*. Russell y Norvig (2020) ubican dichos sistemas dentro de lo que llaman inteligencia artificial débil, es decir, programas diseñados para resolver problemas acotados, sin pretensión alguna de generalidad, los cuales funcionan bien, pero solo dentro del terreno estrecho para el que fueron entrenados.

Con la inteligencia artificial generativa esa situación cambió. Si bien en sentido técnico sigue siendo IA débil, su rango de aplicación se volvió mucho más amplio, al grado de que un mismo modelo puede redactar, programar, resumir, traducir y razonar sobre problemas que nunca antes había visto en esa combinación exacta. Dicha versatilidad es la que atrajo tanta atención académica en tan poco tiempo. Tal como ocurre en el caso del análisis bibliométrico de Gómez Cano y Pérez Gamboa (2025) sobre publicaciones indexadas en Scopus, en donde se documenta un crecimiento exponencial en la producción científica sobre adopción de IA generativa en educación superior, con una colaboración internacional liderada por distintos países de Norteamérica, Europa y Asia y un interés creciente en la personalización del aprendizaje.

Este crecimiento refleja algo que las organizaciones apenas están asimilando, esto es, que la diferencia entre la IA tradicional y la generativa tiene que ver con la escala de su impacto y no solamente con aspectos técnicos. Mientras que la IA tradicional automatiza tareas específicas dentro de un proceso ya definido, la IA generativa se inserta en el propio proceso de pensamiento, es decir, en tareas como redactar un informe, estructurar una idea o generar una primera versión de casi cualquier cosa. Esto explica por qué su adopción se sintió tan distinta a la de cualquier tecnología anterior.

De acuerdo con el *AI Index Report* de Stanford (2026), esa diferencia de escala ya se refleja en cifras de adopción notablemente altas para una tecnología de introducción tan reciente, ya que la adopción organizacional de inteligencia artificial alcanzó el 88 % a nivel global y cuatro de cada cinco estudiantes universitarios ya utiliza la IA generativa de forma regular en su vida académica. El mismo informe documenta que, en 2025, la industria produjo más del 90 % de los modelos de frontera más notables del mundo, concentración que muestra que el ritmo de mejora de estos sistemas depende hoy, principalmente, de laboratorios corporativos que compiten a un ritmo muy acelerado, más que de la investigación académica.

Para las organizaciones, lo anterior sugiere que la diferencia entre la inteligencia artificial tradicional y la generativa puede incidir en los próximos años en la posición competitiva de quienes la adoptan de forma sistemática frente a quienes lo hacen de manera más limitada, por lo que no conviene tratarla como una curiosidad técnica pasajera.

2.4 AUTOMATIZACIÓN VERSUS AUMENTACIÓN

Cuando se habla de inteligencia artificial suele pasarse de largo una distinción importante, la cual consiste en que no es lo mismo automatizar una tarea que aumentar la capacidad de quien la realiza. En la automatización, la máquina hace todo el trabajo de principio a fin y sin intervención humana, mientras que en la aumentación la máquina fortalece lo que una persona ya puede hacer, sin sustituirla.

En el contexto universitario, Díaz Ancco et al. (2024) documentan esta segunda lógica al señalar que la inteligencia artificial cumple la función de proporcionar conocimientos inmediatos a los estudiantes con el propósito específico de potenciar habilidades y capacidades ya existentes, sin reemplazarlas. Cabe destacar este matiz, puesto que en dicho estudio la IA no sustituye el aprendizaje del estudiante; le da acceso más rápido a información que antes le habría tomado más tiempo encontrar, mientras que es el propio estudiante quien procesa, cuestiona y aplica esa información.

Este matiz se relaciona con lo que Russell y Norvig (2020) llaman agentes racionales, es decir, sistemas diseñados para maximizar un objetivo definido externamente por un humano. En ellos, el éxito lo sigue definiendo la persona, es decir, la máquina no decide qué es exitoso. Cuando una organización pierde de vista esta distinción y automatiza sin criterio tareas que en realidad requerían aumentación, es decir, juicio, contexto y sensibilidad ética, suele terminar con resultados peores que si no hubiera adoptado la tecnología en absoluto.

En este sentido, Brynjolfsson (2022) ofrece el que quizás sea uno de los argumentos con mayor influencia de los últimos años para entender por qué esta distinción, además de técnica, es en buena parte política y económica. En su ensayo sobre lo que llama la “trampa de Turing”, sostiene que existe un estímulo sistemático entre tecnólogos, ejecutivos y responsables de políticas públicas para construir inteligencia artificial que imite y reemplace el trabajo humano, en lugar de construir inteligencia artificial que lo amplíe. Dicha preferencia tiene consecuencias, ya que cuando las máquinas se convierten en mejores sustitutos del trabajo humano, los trabajadores pierden poder de negociación económico y político y se vuelven cada vez más dependientes de quienes controlan la tecnología (Brynjolfsson, 2022).

Por el contrario, cuando la inteligencia artificial se orienta a aumentar las capacidades humanas en lugar de imitarlas, las personas conservan la capacidad de exigir una parte del valor que esa tecnología genera; además, la aumentación tiende a crear productos y servicios enteramente nuevos, lo cual genera más valor total que la simple imitación de tareas ya existentes. Es así como automatizar sin criterio alguno, además de ser un error de diseño técnico, se convierte en una decisión, casi siempre implícita, sobre quién se queda con el valor que genera la inteligencia artificial.

2.5 IA COMO COPILOTO COGNITIVO

El término “copiloto” se volvió popular en el mundo corporativo porque describe algo que las metáforas anteriores no lograban capturar. En este caso no es que la IA vuele en el avión sola, pero tampoco es un simple instrumento pasivo en el tablero, ya que está ahí de manera activa sugiriendo rutas, anticipando errores y revisando cálculos, mientras que la decisión final y la responsabilidad sigue siendo del personal humano.

El rol de copiloto cognitivo implica un tipo de colaboración distinto al que las organizaciones estaban acostumbradas a diseñar. En la automatización tradicional se delega una tarea completa a un sistema y se espera el resultado, mientras que en este caso se tiene un intercambio continuo, en donde la persona plantea, el sistema responde, la persona ajusta y el sistema vuelve a responder. Díaz Ancco et al. (2024) describen esta dinámica de acompañamiento inmediato como el valor central que los estudiantes universitarios encuentran en estas herramientas, debido a que lo que reciben es un punto de partida que ellos mismos deben refinar, más que una respuesta final y cerrada.

Una de las evidencias experimentales más claras sobre qué tan bien, y qué tan mal, puede funcionar un copiloto cognitivo según el tipo de tarea es la que ofrecen Dell'Acqua et al. (2023) en su estudio de campo con consultores de Boston Consulting Group. En las tareas en donde el sistema tenía una ventaja real de capacidad, los consultores que lo usaron como copiloto completaron más subtareas, trabajaron considerablemente más rápido y produjeron resultados de mejor calidad que quienes trabajaron sin él. Sin embargo, en una tarea diseñada específicamente para exigir el tipo de juicio contextual que un copiloto no domina bien, la precisión de quienes usaron el sistema cayó de forma marcada frente a quienes no lo usaron. Con base en lo anterior, se puede deducir que un copiloto cognitivo no mejora el desempeño de manera uniforme en cualquier tarea, sino solo cuando la persona sabe distinguir en qué terreno aporta una ventaja real y en cuál solo aporta la ilusión de ayuda.

2.6 LA ORGANIZACIÓN AUMENTADA

Cuando suficientes personas dentro de una organización empiezan a trabajar con la IA como copiloto cognitivo, se presenta un efecto colectivo que supera la suma de sus usos individuales, en donde la organización misma comienza a operar con una capacidad ampliada, esto al procesar más información, explorar más alternativas e iterar más rápido sobre sus propias ideas. A dicho fenómeno conviene llamarlo organización aumentada, por analogía directa con la aumentación individual descrita anteriormente.

En la práctica, McKinsey & Company (2025) documenta qué distingue a una organización que logró esta aumentación colectiva de otra que solo acumuló usuarios individuales de IA, ya que entre las organizaciones de alto desempeño de su encuesta el 55 % reporta haber rediseñado de forma fundamental sus flujos de trabajo al incorporar la inteligencia artificial, frente a apenas una quinta parte del resto de las organizaciones encuestadas. Con esto se puede ver que la diferencia tiene que ver con si el uso de la IA se tradujo en un rediseño deliberado de la manera en que fluye el trabajo colectivo, más que con la cantidad de IA que usa cada organización. Dicho rediseño es la marca distintiva de lo que en este capítulo se llama organización aumentada, frente a la simple acumulación dispersa de herramientas individuales.

Así mismo, Gómez Cano y Pérez Gamboa (2025) aportan evidencia de que esta transición ya está en marcha a escala institucional, ya que en su análisis bibliométrico identifican a las ciencias de la computación, las ciencias de la educación y las ciencias sociales como las áreas disciplinarias más activas en investigación sobre adopción de IA generativa. Lo anterior sugiere que la aumentación organizacional no se limita a las empresas tecnológicas y que atraviesa sectores completos, incluidas instituciones académicas que tradicionalmente cambian con lentitud.

2.7 DE LA HERRAMIENTA AL SISTEMA DE CAPACIDADES

La distinción entre IA tradicional y generativa, la que existe entre automatización y aumentación, el rol de copiloto cognitivo y la organización aumentada convergen en una idea central con la que se cierra este capítulo: la inteligencia artificial dejó de ser una herramienta que una organización adquiere y empezó a convertirse en un sistema de capacidades que debe construir, mantener y gobernar de manera activa.

Cabe destacar que dicha diferencia tiene consecuencias prácticas, puesto que una

herramienta se compra, se instala y se usa, mientras que un sistema de capacidades requiere procesos, gobernanza, criterios de evaluación continuos y, sobre todo, la disposición a revisarlo constantemente conforme cambian tanto la tecnología como los riesgos que trae consigo.

Autio et al. (2024) lo subrayan en el perfil complementario del AI RMF dedicado específicamente a la inteligencia artificial generativa, mismo que el NIST publicó en 2024 como respuesta directa a la orden ejecutiva estadounidense sobre IA segura y confiable. En dicho documento se establece que los riesgos de estos sistemas se modifican con cada actualización del modelo, con cada nuevo caso de uso y con cada dato adicional que se le entrega. Por lo tanto, gestionar la IA generativa a escala organizacional requiere de un sistema vivo, más que de una decisión de compra que se toma una sola vez.

Desde la propia definición técnica del campo, Russell y Norvig (2020) permiten cerrar el argumento, ya que un agente racional bien diseñado sigue dependiendo, en última instancia, de que alguien defina correctamente sus objetivos y evalúe si los está cumpliendo de forma segura. Dicha responsabilidad no desaparece cuando la organización pasa de usar una herramienta aislada a operar un sistema completo de capacidades de IA; por el contrario, tiende a volverse más exigente, esto porque entran en juego más piezas en movimiento y más decisiones distribuidas por gestionar. Reconocer lo anterior a tiempo puede traducirse en una ventaja más duradera para la organización, mientras que tratar la inteligencia artificial como una simple compra de *software* tiende a mostrar, con el paso del tiempo, los límites de esa visión.

McKinsey & Company (2025) aporta datos que respaldan este último punto. Casi todas las organizaciones que la consultora clasifica como de alto desempeño en IA comparten un rasgo que puede resumirse en que, más que comprar una herramienta, construyeron un sistema. Sus líderes reportan de forma consistente un involucramiento activo y visible en la iniciativa de IA, misma que no delegan por completo al área de tecnología, además de que dichas organizaciones son considerablemente más propensas a implementar reglas claras de supervisión humana, gobernanza centralizada y responsabilidad ejecutiva sobre los resultados (McKinsey & Company, 2025). Otro hallazgo relevante es que estas mismas organizaciones reportan más incidentes relacionados con IA que el resto, lo cual no se debe a que gestionen peor el riesgo, sino a que despliegan la tecnología a mayor escala y, por ello, invierten más en detectar y mitigar esos riesgos de forma proactiva. Con base en estos datos se puede afirmar que es el sistema de capacidades, más que la herramienta aislada, lo que distingue a las organizaciones que logran obtener un valor sostenido de la inteligencia artificial.