

Habilidades en analítica digital como impulsoras de la investigación innovadora en IA: implicaciones para el desarrollo avanzado de talento

 Juan David Corrales-Liévano*

 Juan Carlos Reyes-Rojas**

Fecha de recepción: 14 de mayo de 2024

Fecha de aprobación: 16 de octubre de 2024

Para citar este artículo: Corrales-Liévano, J. D., & Reyes-Rojas, J. C. (2025). Habilidades en analítica digital como impulsoras de la investigación innovadora en IA: Implicaciones para el desarrollo avanzado de talento. *Universidad y Empresa*, 26(48), 1-31. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/empresa/a.14464>

Resumen

Objetivo: este estudio explora la relación entre el talento en ciencia de datos y la productividad de investigación en inteligencia artificial (IA), utilizando datos del Índice Global de IA 2023 para analizar cómo las habilidades en análisis de datos impulsan la innovación en IA. **Metodología:** a través de un análisis comparativo en 44 países, se identificaron patrones significativos que subrayan la importancia de las competencias avanzadas en ciencia de datos para el desarrollo y la innovación en IA. **Resultados principales:** los resultados destacan correlaciones claras entre la disponibilidad de talento en ciencia de datos y la calidad y cantidad de la producción de investigación en IA, lo que sugiere que fortalecer la educación y la formación en ciencia de datos es crucial para avanzar en el progreso tecnológico en este campo. **Conclusiones:** este artículo no solo proporciona evidencia empírica sobre el impacto del talento en ciencia de datos en la innovación en IA, sino que también ofrece recomendaciones para políticas y prácticas que pueden fomentar un ecosistema de IA más dinámico y productivo.

Palabras clave: habilidades en analítica digital; inteligencia artificial; talento en ciencia de datos; productividad de investigación; desarrollo de talento; transformación digital.

* Profesor de la Universidad Militar Nueva Granada (Bogotá, Colombia). Correo electrónico: juan.corrales@unimilitar.edu.co

** Profesor de la Universidad Militar Nueva Granada (Bogotá, Colombia). Correo electrónico: juan.reyes@unimilitar.edu.co

Skills in Digital Analytics as Drivers of Innovative AI Research: Implications for Advanced Talent Development

Abstract

Objective: This study explores the relationship between data science talent and research productivity in artificial intelligence (AI), using data from the 2023 Global AI Index to analyze how data analysis skills drive AI innovation globally. **Methodology:** Through a comparative analysis across 44 countries, we identified significant patterns that underscore the importance of advanced data science competencies in AI development and innovation. **Key findings:** The results highlight clear correlations between the availability of data science talent and the quality and quantity of AI research output, suggesting that strengthening education and training in data science is crucial for advancing technological progress in this field. **Conclusions:** This work not only provides empirical evidence on the impact of data science talent on AI innovation but also offers recommendations for policies and practices that can foster a more dynamic and productive AI ecosystem.

Keywords: digital analytics skills; artificial intelligence; data science talent; research productivity; talent development; digital transformation.

Habilidades de análise digital como impulsionadoras de pesquisas inovadoras em IA: implicações para o desenvolvimento avançado de talentos

Resumo

Objetivo: neste estudo, exploramos a relação entre o talento em ciência de dados e a produtividade da pesquisa em inteligência artificial (IA), usando dados do Global AI Index 2023 para analisar como as habilidades de análise de dados impulsionam a inovação em IA globalmente. **Metodologia:** por meio de análise comparativa em 44 países, identificamos padrões significativos que ressaltam a importância das habilidades avançadas em ciência de dados para o desenvolvimento e inovação da IA. **Principais resultados:** os resultados destacam correlações claras entre a disponibilidade de talento em ciência de dados e a qualidade e a quantidade de resultados de pesquisa em IA, o que sugere que o fortalecimento da educação e do treinamento em ciência de dados é fundamental para o avanço do progresso tecnológico na área. **Conclusões:** este trabalho não só fornece evidências empíricas sobre o impacto do talento da ciência de dados na inovação da IA, mas também oferece recomendações de políticas e práticas que podem promover um ecossistema de IA mais dinâmico e produtivo.

Palavras-chave: habilidades em análise digital; inteligência artificial; talentos em ciência de dados; produtividade em pesquisa; desenvolvimento de talentos; transformação digital.

Introducción

La integración de las tecnologías digitales en los modelos de negocio organizacionales está catalizando profundas transformaciones en las operaciones, la provisión de valor y las interacciones con los clientes. Conceptualizada como *transformación digital*, esta dinámica implica la adopción de *big data*, inteligencia artificial (IA), internet de las cosas (IoT) y soluciones de computación en la nube; herramientas que revolucionan la creación, distribución y captura de valor y significado (Mičić, 2017).

La IA se está convirtiendo en una fuerza impulsora detrás de la cuarta revolución industrial (Elsaadani et al., 2018) que dota a las máquinas de habilidades avanzadas en percepción, aprendizaje y toma de decisiones independientes. Se proyecta que sus beneficios económicos globales serán enormes, con un crecimiento estimado de hasta 320 000 millones de dólares para 2030 en la región de Oriente Medio (Pricewater Coopers, 2018).

Sin embargo, la adopción de estas tecnologías también conlleva impactos disruptivos en las industrias, los modelos laborales existentes y la naturaleza del trabajo (Dirican, 2015), que desplazan o vuelven obsoletas habilidades que alguna vez fueron necesarias. Una cuarta parte de los trabajadores de la Unión Europea carecían de competencias digitales mínimas (Berger & Frey, 2016), lo que obstaculiza los beneficios de la transformación 4.0 y amplía las brechas en el talento analítico requerido.

Según Li et al. (2021), la industria manufacturera debe dominar las técnicas de *big data*, *machine learning* e IA para capitalizar las oportunidades tecnológicas 4.0 y garantizar la competitividad. De manera similar, la innovación en IA depende en gran medida del acceso a capital humano especializado con habilidades para entrenar algoritmos, optimizar modelos y extraer información de grandes volúmenes de datos (Thakur et al., 2022).

Si bien existen estudios sobre los determinantes de la innovación en IA, el papel crucial que desempeñan las habilidades avanzadas en ciencia de datos y análisis digital para impulsar los avances fundamentales en IA no se ha examinado a fondo. Es imperativo que los formuladores de políticas identifiquen y cuantifiquen la contribución de este talento

técnico especializado al estado del arte global en IA, ya que representa una brecha conceptual y un factor crítico para catalizar la innovación en este campo estratégico.

A partir de nuestra investigación, este artículo tiene como objetivo explicar una faceta crítica pero poco explorada del ecosistema de innovación tecnológica: el nexo entre el talento en ciencia de datos de una nación y su capacidad para generar resultados de investigación sustantivos en IA per cápita. Reconociendo el papel central de la experiencia técnica especializada en impulsar los avances en IA, investigamos cómo la disponibilidad de científicos de datos calificados se correlaciona con la capacidad de un país para producir investigación en IA.

Este examen se basa en la hipótesis de que un sólido grupo de profesionales en ciencia de datos es un determinante clave de la productividad de investigación y la innovación en IA de una nación, tanto en la actualidad como en el futuro. Nuestro análisis, a través de un riguroso escrutinio estadístico, busca proporcionar evidencia empírica que respalde la propuesta de que mejorar las capacidades de ciencia de datos dentro de un país ayuda a elevar su contribución al dominio global de investigación en IA.

Revisión de literatura

Definición y beneficios de la transformación digital

La transformación digital se ha convertido en un fenómeno de gran relevancia en el contexto empresarial actual. Según Mičić (2017), se define como la implementación de tecnología digital en los negocios, lo que conduce a modificaciones operativas y mejora en la entrega de valor al cliente. Implica la adopción de tecnologías digitales, como la inteligencia artificial, el IoT, el *big data* y la computación en la nube, para cambiar los modelos de negocio tradicionales y mejorar la experiencia del cliente.

El proceso de transformación digital ofrece muchos beneficios potenciales. Como articulan Teece (2018) y Appio et al. (2018), afecta significativamente a la sociedad moderna y altera la forma en que las empresas colaboran y crean valor. Se destaca la importancia de adaptarse

a las tecnologías digitales para mantener la competitividad en un mercado dinámico. Como mostraron Heart et al. (2017), el uso efectivo de la tecnología digital en el sector de la salud se ha identificado como un método clave para lograr una ventaja competitiva, enfatizando cómo la innovación tecnológica puede optimizar procesos, reducir costos operativos y mejorar la innovación en productos y servicios.

La IA, una de las tecnologías habilitadoras clave de la transformación digital, no solo tiene el potencial de mejorar la eficiencia y la innovación, sino también, como sugieren Teece (2018), Appio et al. (2018) junto con Leone et al. (2021), de mejorar la calidad del proceso, reducir los gastos y aumentar la accesibilidad. Esto refleja su impacto transformador más allá de los beneficios económicos, hacia mejoras sustanciales en la prestación de servicios y la satisfacción del cliente.

Si bien la transformación digital ofrece grandes oportunidades, conlleva desafíos significativos. Elsaadani et al. (2018) definen la IA —una piedra angular de la transformación digital— como un conjunto de tecnologías que facilitan la detección, la comprensión, la acción y el aprendizaje autónomos de las máquinas. De esta manera, la IA se considera un “acelerador crítico” de la rápida transformación digital experimentada en la actualidad. Sin embargo, como advierte Dirican (2015), la adopción acelerada de la IA también puede conducir a cambios estructurales en áreas como la producción, las comunicaciones, el *marketing* y los costos laborales, con el consiguiente potencial de desempleo en roles de baja calificación.

Es por eso por lo que la transformación digital representa una oportunidad invaluable para que las empresas incorporen tecnologías emergentes y logren saltos exponenciales en productividad, eficiencia e innovación. Sin embargo, para capitalizar los beneficios de la transformación digital y mitigar sus riesgos, se requiere un liderazgo estratégico, junto con políticas públicas que promuevan el desarrollo de un capital humano avanzado.

Industria 4.0 y tecnologías habilitadoras

La industria manufacturera se sumerge completamente en la cuarta revolución industrial, o industria 4.0, al incorporar tecnologías emergentes como la automatización avanzada, el internet industrial de las cosas (IIoT), *big data*, computación en la nube, entre otras

(Tao et al., 2018). El IIoT, por ejemplo, emplea sensores en dispositivos físicos interconectados para recopilar una cantidad sin precedentes de datos en tiempo real. Este avance tecnológico permite mejoras significativas en productividad, eficiencia y autogestión de operaciones, procesos y sistemas de fabricación (Sahal et al., 2020).

En este contexto, la industria manufacturera debe dominar las técnicas de análisis de *big data*, aprendizaje automático e IA para capitalizar las oportunidades que ofrecen estas innovaciones (Kergroach, 2017). De hecho, el crecimiento exponencial del *big data* y su impacto potencial han catalizado toda una revolución de datos en sectores como la cadena de suministro, la defensa, la biomedicina y la atención médica (Bortolini et al., 2018).

Como ya se mencionó, la industria manufacturera está adoptando la cuarta revolución industrial e incorporando tecnologías como el internet industrial, el *big data* y el aprendizaje automático, que están transformando completamente sus operaciones y modelos de negocio. No obstante, para capitalizar los beneficios de estas innovaciones digitales, la industria enfrenta brechas significativas de talento (Li et al., 2021).

De hecho, existen deficiencias tanto en habilidades genéricas como específicas de ciencia de datos, que no están abordando completamente los programas de educación y capacitación en manufactura (Li et al., 2021). Por lo tanto, es una prioridad para las universidades y colegios reformular sus planes de estudio para alinearlos con las demandas de la industria 4.0.

Los estudios muestran que el 25% de los trabajadores europeos tiene competencias digitales inexistentes o bajas (Berger & Frey, 2016). Considerando la rápida expansión de la automatización y la IA, esto significaría un marcado impacto negativo en las regiones más vulnerables. Es clave desarrollar habilidades en nuevas tecnologías digitales para adaptarse a los entornos de trabajo del futuro (Moldovan, 2019).

De hecho, como señalan Pandya et al. (2023), inevitablemente, las generaciones futuras de trabajadores tendrán que lidiar con tecnologías como la IA, la realidad virtual y el aprendizaje automático, que ya han comenzado una profunda transformación de los espacios de trabajo. En esta línea, autores como Mahmud y Wong (2022) han identificado

habilidades clave del siglo XXI como la alfabetización digital, la resolución de problemas, el pensamiento creativo y la programación.

La transformación digital abre amplias oportunidades para la optimización e innovación en la manufactura, pero requiere inversiones significativas en nuevas tecnologías y el desarrollo de talento especializado en áreas como el análisis de *big data* y el aprendizaje automático. Las empresas manufactureras que adopten rápidamente y capaciten a los empleados en nuevas tecnologías tendrán una fuerte ventaja competitiva en la era de la industria 4.0.

Habilidades necesarias para la industria 4.0

La adopción de tecnologías características de la cuarta revolución industrial ya ha iniciado una profunda transformación de los entornos laborales en la manufactura (Pandya & Al Janahi, 2021). En este contexto, la industria enfrenta brechas significativas en capital humano avanzado.

Considerando la inevitable incursión de innovaciones disruptivas en los espacios de trabajo, las próximas generaciones tendrán que lidiar con esta realidad y prepararse para desempeñarse en un nuevo paradigma (Pandya et al., 2023). En este sentido, autores como Mahmud y Wong (2022) han categorizado habilidades esenciales del siglo XXI, como la alfabetización digital, el pensamiento creativo, la resolución de problemas y la programación.

Cerrar las brechas de capital humano a través de la capacitación en las competencias demandadas por la cuarta revolución industrial, es indispensable para que la industria manufacturera capitalice los beneficios de la transformación digital, optimizando procesos e impulsando la innovación de manera sostenible y socialmente responsable.

Impacto de la inteligencia artificial en las organizaciones

La IA se ha consolidado como una fuerza tanto en las organizaciones como en el plano individual. Específicamente, en el ámbito empresarial, ha transformado la manufactura tradicional en procesos más inteligentes y sostenibles (Bag et al., 2021; Zeba et al., 2021), entre los que se encuentran la producción optimizada, la gestión energética inteligente,

el diseño de productos sostenibles, entre otros. Asimismo, esta tecnología apoya los procesos de innovación en todas sus etapas, desde la generación de ideas y la experimentación hasta el desarrollo y la comercialización (Fredström et al., 2021; Truong & Papagiannidis, 2022).

Otro beneficio potencial es la optimización del procesamiento masivo de información, porque así se reducen los costos de los recursos dedicados a estas tareas (Haefner et al., 2021). Sin embargo, la adopción acelerada de la IA también conlleva efectos adversos, como la destrucción de empleos poco calificados (Omrani et al., 2022), así como dilemas éticos debido a su uso excesivo (Dwivedi et al., 2023).

En este contexto, como señalan Sharma y Sakpal (2019), la automatización de tareas rutinarias permitirá a los profesionales de recursos humanos concentrarse en tareas estratégicas de mayor valor, como la retención y el asesoramiento de empleados. En tanto impulsan la optimización de procesos y la innovación a través de la IA, las empresas también generan disrupciones en el mercado laboral y plantean desafíos éticos (el desplazamiento laboral, los sesgos en los sistemas de IA, la privacidad y uso responsable de datos, la responsabilidad y toma de decisiones éticas) que deben abordarse de manera responsable. El desarrollo de capital humano avanzado, tanto en términos de habilidades técnicas como socioemocionales, será vital para mitigar los efectos negativos de esta tecnología mientras se aprovechan sus beneficios. Las organizaciones que dirijan esta transición de manera estratégica obtendrán importantes ventajas competitivas.

De hecho, la innovación tecnológica implica una transformación de gran alcance, cuyos efectos completos se harán evidentes con el tiempo (Park & Choi, 2019). En el cambio acelerado, es clave prever y desarrollar con anticipación las habilidades que requerirá el aún incierto futuro del trabajo (Vista, 2020).

Si bien la industria 4.0 demanda nuevas competencias técnicas en áreas como el análisis de datos y la visión por computadora para capitalizar las oportunidades de la transformación digital (Thakur et al., 2022), las habilidades blandas seguirán siendo muy valiosas. Capacidades como el trabajo en equipo, la autogestión, la comunicación, la resolución de problemas y la proactividad de las organizaciones las continuarán apreciando (McGunagle

& Zizka, 2020). En última instancia, lograr la madurez requerirá un capital humano versátil, con conocimientos especializados para traducir la gran cantidad de datos generados por tecnologías como IoT, así como habilidades interpersonales bien desarrolladas para gestionar el cambio continuo de manera óptima.

La creciente automatización también está transformando el papel de áreas como la gestión humana, que ahora puede enfocarse en tareas estratégicas de mayor valor (Sharma & Sakpal, 2019; Suen & Yang, 2013). En resumen, el aprovechamiento óptimo del potencial disruptivo pero habilitador de estas tecnologías emergentes dependerá en gran medida de una cuidadosa gestión del cambio y la capacitación de las habilidades necesarias entre los trabajadores.

Desafíos y limitaciones entre el talento en ciencia de datos y la productividad

La conexión entre la habilidad en ciencia de datos y la eficiencia ha sido ampliamente reconocida; no obstante, las teorías que respaldan este vínculo enfrentan ciertos desafíos y limitaciones. De acuerdo con el enfoque convencional de la teoría del capital humano, las destrezas especializadas como las de ciencia de datos deberían estar directamente relacionadas con el aumento en productividad. Sin embargo, esta relación no es siempre lineal ni instantánea. Varios estudios indican que, aun cuando el talento en ciencia de datos es esencial, las organizaciones pueden enfrentar barreras al intentar traducir este talento en resultados tangibles (Xu et al., 2023).

Uno de los principales retos teóricos es la saturación de información disponible. La gran cantidad de datos en el ámbito de la industria 4.0 puede llegar a ser abrumadora si las empresas no cuentan con un marco sólido para gestionar y sacar provecho de dichos datos. En un contexto donde tecnologías como el IoT generan una avalancha de información, aprovechar al máximo estos datos puede convertirse en un desafío sin la presencia de profesionales expertos en análisis (Thakur et al., 2022). Si bien hay personal capacitado disponible en la empresa, no tener una estrategia eficaz para fusionar el análisis de datos y los procesos comerciales dificultaría la transformación de dichos datos en decisiones provechosas. Además, en la era digital se ha acumulado una gran cantidad de información valiosa

desde el punto de vista económico, lo que subraya la importancia de contar con habilidades especializadas para manejar y máximo provecho de dichos datos (Xu et al., 2023).

A menudo, las teorías actuales sobre ciencia de datos pasan por alto la importancia de factores contextuales, por ejemplo, la cultura organizativa, el liderazgo y las infraestructuras tecnológicas en la implementación efectiva de habilidades en ciencia de datos. Simplemente, tener talento no es garantía de generar innovación o productividad, si no se cuenta con una estructura organizacional que fomente la experimentación y el uso de herramientas avanzadas. La simple existencia de talento es insuficiente para generar innovación o productividad si no se acompaña de una estructura organizacional que promueva la experimentación y el uso de herramientas avanzadas (Nuseir & Refae, 2022). Adicionalmente, un desafío significativo consiste en la falta de incorporación de tecnologías avanzadas en las actividades diarias y ello limita la productividad esperada. Por ejemplo, un estudio evaluó cómo la transformación digital impulsada por la IA afecta la resiliencia económica en la industria energética, por lo que destacó la importancia de la IA en la adaptación durante tiempos de cambio (Lei et al., 2023).

Otra limitación que se presenta es la diferencia entre adquirir habilidades técnicas y poseer las destrezas necesarias para llevar a cabo proyectos prácticos en el campo de la ciencia de datos. Enfoques teóricos convencionales suelen suponer que los científicos de datos cuentan siempre con total autonomía para aplicar sus conocimientos, pero esto no es siempre así. Además del dominio técnico, resulta igualmente crucial poseer habilidades interpersonales y capacidad de colaboración y comunicación para que los equipos de ciencia de datos puedan funcionar eficientemente dentro de las organizaciones (Nuseir & Refae, 2022).

Para proporcionar una comprensión clara de los desarrollos más recientes en la investigación sobre la conexión entre el talento en ciencia de datos y la productividad, hemos recopilado en la tabla 1 una colección de estudios actuales y destacados en este ámbito. Exploran diversas perspectivas que van desde la integración de IA en las empresas hasta los impactos del análisis de grandes cantidades de datos en la eficiencia operativa. Estos hallazgos ayudan a contextualizar los resultados presentados en este trabajo y reflejan cómo la IA está transformando estrategias de crecimiento empresarial y mejorando el rendimiento socioeconómico en varios sectores (Pirvu et al., 2024).

Tabla 1. Estudios recientes del impacto de la inteligencia artificial y ciencia de datos en la productividad

Estudio	Autores y año	Industria/área	Impacto de la ciencia de datos
The impact of artificial intelligence on the labor market	Yan (2024)	Laboral	Se enfoca en la IA y su influencia en el mercado laboral. Presenta un análisis comprensivo de cómo la IA redefine las estructuras de empleo.
The impact of artificial intelligence on employment: the role of virtual agglomeration	Shen y Zhang (2024)	Tecnológica/laboral	Analiza cómo la IA y los robots están reconfigurando la demanda laboral, creando nuevos empleos y mejorando la eficiencia económica.
The impact of artificial intelligence and Industry 4.0 on transforming accounting and auditing practices	Abdullah y Almaqtari (2024)	Finanzas	Explora cómo las herramientas de IA están mejorando la eficiencia y productividad en tareas contables y de auditoría, y el creciente interés de los profesionales en adoptar estas tecnologías.
The impact of artificial intelligence on adventure education and outdoor learning: international perspectives	North et al. (2024)	Educación/Aventura	Explora cómo la IA está transformando el aprendizaje en deportes de acción, facilitando la capacitación en entornos virtuales y mejorando la colaboración entre participantes en la educación al aire libre. Además, aborda los desafíos éticos relacionados con la tecnología en contextos educativos.
The impact of artificial intelligence (AI) on financial management	Hidayat et al. (2024)	Finanzas	Examina la implementación de IA en estrategias de toma de decisiones financieras, análisis predictivo y gestión de riesgos, mejorando el rendimiento operativo y la experiencia del cliente en el sector bancario. También aborda desafíos éticos, seguridad de datos y riesgos de adopción, subrayando la necesidad de ajustes regulatorios.

Fuente: elaboración propia.

Metodología

En esta sección explicamos cómo se investigó la relación entre la experiencia de un país en ciencia de datos y su producción de investigación en IA per cápita, con el objetivo de entender si los países con más expertos en ciencia de datos generan más investigación en IA, considerando el tamaño de su población. A continuación, presentamos los pasos para seleccionar, analizar e interpretar los datos, garantizando la transparencia, la reproducibilidad y el cumplimiento de los estándares académicos exigidos.

Hipótesis

Los investigadores presentamos las ideas centrales de esta investigación a través de una hipótesis (H0) y una hipótesis alternativa (H1) que explora la relación entre las capacidades de ciencia de datos de un país y su producción en investigación de IA per cápita.

Hipótesis nula (H0): no existe una relación entre la experiencia de una nación en ciencia de datos (medida por el `talent_datascience_score`) y su producción de investigación en IA per cápita (medida por el `research_ai_papers_per_capita`). Esta hipótesis sugiere que el nivel de competencia en ciencia de datos en un país no se corresponde con la cantidad de investigación en IA generada al considerar el tamaño de la población.

Hipótesis alternativa (H1): existe una conexión entre la competencia en ciencia de datos de un país (medida por el `talent_datascience_score`) y su producción de investigación en IA per cápita (medida por `research_ai_papers_per_capita`). En contraste con H0, H1 propone que los países con puntajes altos en experiencia en ciencia de datos muestran una mayor productividad en investigación de IA per cápita, lo cual señala el impacto de los recursos humanos en el avance tecnológico y la producción académica en IA.

Selección de la variable per cápita

Para estandarizar la producción de investigación en IA en relación con el tamaño de la población de un país, evaluamos las diferentes variables considerando su valor per cápita. Este método ofrece los siguientes beneficios:

Comparación justa: evaluar la productividad de la investigación en IA per cápita permite comparar entre países de diferentes tamaños. Reconoce que las naciones más grandes pueden generar naturalmente más investigación debido a su conjunto de investigadores y recursos. Al ajustar por población, podemos medir la efectividad y eficiencia del panorama de investigación en IA de cada país y, así, proporcionar información sobre cómo cada nación utiliza sus recursos para avanzar en la IA.

Énfasis en la eficiencia: la medida per cápita llama la atención sobre los países con poblaciones que muestran productividad en la investigación de IA. Esto puede revelar factores que contribuyen a los niveles de eficiencia, como educación de calidad, apoyo gubernamental e infraestructura para la investigación y el desarrollo.

Estándares globales: el uso de una métrica per cápita respalda los estándares que permiten a los formuladores de políticas, educadores e investigadores reconocer y aprender de los países que se destacan en la investigación de IA. Establece una medida para evaluar y comparar la influencia de la experiencia en ciencia de datos en la producción de investigación en IA en diferentes contextos nacionales.

Comprensión de la utilización del talento: cuando analizamos la conexión entre el talento en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA per cápita, obtenemos información sobre cómo los países están utilizando su conjunto de talentos para contribuir a la comunidad global de investigación en IA. Esto resalta la importancia de no solo tener una gran cantidad de profesionales en ciencia de datos, sino también garantizar que estén capacitados y participen activamente en la creación de investigaciones impactantes.

Incluir las variables per cápita se alinea con el objetivo del estudio de explorar la relación entre el talento en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA de una manera aplicable en todo el mundo. Hace hincapié en la idea de que la utilización eficiente del talento y las inversiones estratégicas en recursos son cruciales para impulsar la capacidad de un país para innovar y avanzar tecnológicamente en IA.

Fuentes de datos

Basamos el análisis en el Índice Global de Inteligencia Artificial (Global AI Index 2023), recopilado por Tortoise Media. Este índice ofrece una visión del panorama del desarrollo de la IA que abarca más de 111 métricas distintas para cada país (Tortoise Media, 2023). Inicialmente, recopilamos datos de 47 países con información sobre nuestras variables: `talent_datascience_score` y `research_ai_papers_per_capita`.

Durante la fase de preparación, excluimos cuidadosamente tres países, debido a valores atípicos, lo que redujo nuestra muestra a 44 naciones. Quedaron, entonces, los países mostrados en la tabla 2 para el correspondiente análisis.

Tabla 2. Países analizados dentro del estudio

Arabia Saudita	Argentina	Armenia	Australia
Austria	Bélgica	Brasil	Canadá
Chile	Colombia	Corea del Sur	Dinamarca
Egipto	Emiratos Árabes Unidos	Eslovaquia	España
Estonia	Finlandia	Francia	Hungría
Irlanda	Israel	Italia	Lituania
Malasia	Marruecos	México	Nueva Zelanda
Noruega	Países Bajos	Pakistán	Polonia
Portugal	Qatar	República Checa	Singapur
Sri Lanka	Suecia	Suiza	Taiwán
Túnez	Turquía	Uruguay	Vietnam

Fuente: elaboración propia basado en información suministrada por Tortoise Media (2023).

Al proporcionar datos normalizados, el Global AI Index garantizó una comparación precisa de todos los puntos de datos entre los países, lo que aseguró una evaluación imparcial del papel de cada nación en el ámbito del desarrollo de la IA. Este proceso de normalización fue crucial, ya que permitió realizar el análisis con la certeza de estar trabajando con un conjunto de datos adaptado para la comparación, reforzando la credibilidad y validez de las conclusiones sobre cómo el talento en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA se interrelacionan en el ámbito global.

Diseño de la investigación

En esta investigación, seguimos un enfoque explicativo y utilizamos un diseño correlacional de tipo transversal para indagar sobre la relación entre la competencia en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA per cápita en los países analizados. El estudio correlacional nos permitió investigar la conexión entre estas dos variables, mientras que el diseño transversal implica recopilar datos en un momento específico. Este enfoque de investigación nos facilitó el uso de técnicas estadísticas para identificar patrones y conexiones presentes en los datos, sin establecer una relación causal directa entre las variables.

El planteamiento correlacional es adecuado para este estudio, ya que el objetivo principal es determinar si existe una relación significativa entre la competencia en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA per cápita, así como comprender la fuerza y dirección de esta relación. Además, el diseño transversal nos permitió recopilar datos eficazmente y comparar múltiples países al mismo tiempo, lo cual es fundamental para obtener una perspectiva global sobre la conexión entre las variables analizadas.

Es importante tener presente que, aunque este diseño de investigación puede revelar asociaciones interesantes, no posibilita establecer una causalidad directa entre las variables. Por lo tanto, los resultados deben interpretarse con precaución y considerarse un punto de partida para futuras investigaciones, en las cuales se profundice en los fundamentos que vinculan la competencia en el campo de la ciencia de datos con la eficacia en la investigación en IA.

Análisis estadístico

Para examinar a fondo las hipótesis desarrolladas, llevamos a cabo las siguientes series de análisis utilizando el programa SPSS, versión 29:

- **Análisis de correlación de Pearson:** este método evalúa la fuerza y la dirección de la relación lineal entre las variables bajo estudio. Un coeficiente de correlación de Pearson significativo sugeriría una relación entre el talento en ciencia de datos de un país y su productividad de investigación en IA per cápita. Ello respalda la H1 en comparación con la H0.
- **Uso de regresión lineal:** para profundizar en cómo el talento en ciencia de datos influye en la productividad de la investigación en IA per cápita, usamos un modelo básico de regresión lineal. Este análisis ayuda a descubrir cómo las variaciones en el talento en ciencia de datos entre los países explican las diferencias en la producción de investigación en IA per cápita. Los resultados clave incluyen el coeficiente de regresión, su significancia y el poder explicativo del modelo (R^2), ofreciendo una prueba de la hipótesis alternativa.

- Realización de verificaciones de colinealidad: a pesar de la simplicidad del modelo, llevamos a cabo verificaciones de multicolinealidad para garantizar que las variables sean independientes y que las estimaciones de regresión sean confiables. Al examinar métricas como la tolerancia y el factor de inflación de la varianza, confirmamos que no había problemas de multicolinealidad, lo que aumentó la confianza en los resultados de la regresión.

Al analizar los resultados, utilizamos medidas estadísticas específicas para evaluar la importancia de los resultados y cómo se relacionan con las teorías propuestas. Examinamos cuidadosamente tanto el tamaño como la dirección de las conexiones utilizando métricas, como los coeficientes de determinación (R^2) y los valores de p , para determinar la fuerza y la significancia de estas relaciones. Si llegamos a encontrar resultados contradictorios, realizaríamos investigaciones para explorar posibles razones, como variables no contabilizadas o ajustes necesarios en el modelo de regresión. Estos enfoques tienen como objetivo garantizar una comprensión matizada de los datos, siguiendo las normas establecidas en la investigación.

Consideraciones éticas

El manejo ético de los datos es un aspecto importante de este estudio. Tortoise Media compartió generosamente los datos agregados con los investigadores, bajo condiciones que priorizan los derechos de autor y la confidencialidad. Aunque el conjunto de datos no está disponible para el público en general, nos ha permitido utilizar la información con fines de investigación y publicación, con el requisito de que se dé el crédito apropiado en todas las publicaciones y análisis derivados de este conjunto de datos. Por tanto, dando cumplimiento con los requisitos establecidos, damos crédito y referenciamos a Tortoise Media como la fuente principal del presente estudio, y así garantizamos la atribución adecuada y respetamos los derechos de propiedad intelectual.

Resultados

Análisis correlacional

La investigación empírica nos reveló una correlación positiva estadísticamente significativa entre el talento en ciencia de datos de un país y su productividad de investigación en IA per cápita. El coeficiente de correlación de Pearson se determinó en 0.682 ($n = 44$) y mostró una asociación fuerte y positiva entre las dos variables. Esta correlación fue significativa al nivel 0.01 (bilateral), con un valor de p menor a 0.001, lo que sugiere una probabilidad menor al 0.1% de que esta correlación sustancial pudiera deberse al azar, como se muestra en la tabla 3.

Tabla 3. Correlación entre el talento en ciencia de datos y la productividad de investigación en inteligencia artificial per cápita

		Talento en ciencia de datos	Productividad de investigación en IA per cápita
Talento en ciencia de datos	Correlación de Pearson	1	0.682*
	Sig. (2-tailed)		<0.001
	n	44	44
Productividad de investigación en IA per cápita	Correlación de Pearson	0.682*	1
	Sig. (2-tailed)	<0.001	
	n	44	44

* La correlación es significativa a nivel 0.01 (bilateral).

Fuente: elaboración propia a partir de datos proporcionados por Tortoise Media.

El poder del coeficiente de correlación resalta la fuerte conexión entre la experiencia en ciencia de datos y la producción de investigación en IA cuando se considera el tamaño de la población. Este descubrimiento muestra una posible sinergia, según la cual los países con mayor competencia en ciencia de datos tienen contribuciones per cápita más elevadas en el ámbito de la IA. El valor de p , que se sitúa significativamente por debajo del umbral convencional de 0.05, respalda la fiabilidad de esta relación y ofrece pruebas contundentes en contra de la H_0 . Esto sugiere que realmente existe una correlación entre

el nivel de experiencia en ciencia de datos dentro de una nación y el volumen per cápita generado en investigación sobre IA.

Análisis de regresión

El análisis de varianza nos ayuda a entender cómo el talento en ciencia de datos de un país está relacionado con su capacidad para producir investigaciones en IA per cápita. En este análisis, un valor de F alto de 36.497, con un valor de p menor a 0.001, indica que el modelo que incluye el talento en ciencia de datos como factor explicativo es mucho mejor para describir las variaciones en productividad de investigación en IA que un modelo básico sin predictores tal como lo presenta tabla 4.

Tabla 4. Análisis de varianza (Anova) para el modelo de regresión

Anova ^a						
	Modelo	Suma de cuadrados	df	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	3527745.097	1	3527745.097	36.497	<0.001 ^b
	Residuo	4059702.123	42	96659.574		
	Total	7587447.220	43			

^a Variable dependiente: research_ai_papers_per_capita; ^b Predictores: (constante), talent_datascience_score; df: grados de libertad.

Fuente: elaboración propia a partir de datos proporcionados por Tortoise Media.

La suma de cuadrados (regresión) de 3 527 745.097 explica la varianza en la productividad de investigación en IA per cápita de nuestro modelo. Esto muestra cuánto las diferencias en talento en ciencia de datos repercuten en los resultados de investigación en IA entre diferentes países. La suma de cuadrados (residual) de 4 059 702.123 corresponde a la variación que el modelo no puede explicar, es decir, las diferencias existentes entre los valores observados y predichos por el modelo acerca de las investigaciones en IA.

La suma total de cuadrados, 7 587 447.220, captura toda la variación observada en la productividad de investigación en IA per cápita de los países estudiados. Esta suma ayuda a comprender la capacidad total del modelo para explicar las diferencias en los datos.

Al establecer los grados de libertad (df) de la regresión en 1, se está considerando solo un predictor, que es el talento en ciencia de datos. Los grados de libertad residuales,

calculados en 42, se derivan restando el número de parámetros estimados del total de observaciones. Los valores de cuadrados medios, esenciales para calcular el estadístico F, afirman el ajuste del modelo.

Detalles estadísticos adicionales sobre la eficacia predictiva del modelo, como el R^2 , el R^2 ajustado y el error estándar de la estimación, se proporcionan en la tabla 5. Un R^2 de 0.465 sugiere que casi la mitad de la varianza en la productividad de investigación en IA per cápita es explicada por el modelo. Al ajustar este valor (R^2 ajustado) se reduce ligeramente a 0.452 para considerar el efecto de tener un solo predictor. El error estándar de la estimación de aproximadamente 310.90 refleja la desviación promedio de los valores observados con respecto a las predicciones del modelo.

Tabla 5. Resumen del modelo

Modelo	R	R^2	R^2 ajustado	Error estándar de la estimación	Estadísticos de cambio				
					Cambio en R^2	Cambio en F	df1	df2	Sig. Cambio en F
1	0.682 ^a	0.465	0.452	310.901229258969	0.465	36.497	1	42	<0.001

^a Predictores: (constante), talent_datascience_score; df: grados de libertad.

Fuente: elaboración propia a partir de datos proporcionados por Tortoise Media.

Los resultados muestran que el talento en ciencia de datos desempeña un papel crucial en mejorar la productividad de la investigación en IA per cápita. Aunque inicialmente parecía que la productividad podría disminuir sin este talento especializado, el análisis no reveló un impacto significativo. Esto se debe a un valor de t de 1.400 y un valor de p de 0.169, los cuales nos indican que el punto de partida, por sí solo, no son un predictor sólido de los resultados.

Sin embargo, cada aumento en las habilidades de ciencia de datos está asociado con un incremento notable en los artículos de investigación de IA per cápita. Esta relación fuerte está reflejada en un coeficiente de 1173.160, respaldado por un valor t de 6.041 y un valor p inferior a 0.001. El coeficiente beta estandarizado de 0.682 resalta aún más la influencia del talento en ciencia de datos en este contexto, al mostrarlo como un factor para los países que buscan mejorar sus contribuciones a la investigación en IA.

La figura 1 ilustra la relación entre la producción de investigaciones en IA y el talento en ciencia de datos. Esta evidencia la correlación positiva entre el número de publicaciones de investigación en IA per cápita y la puntuación de talento en ciencia de datos.

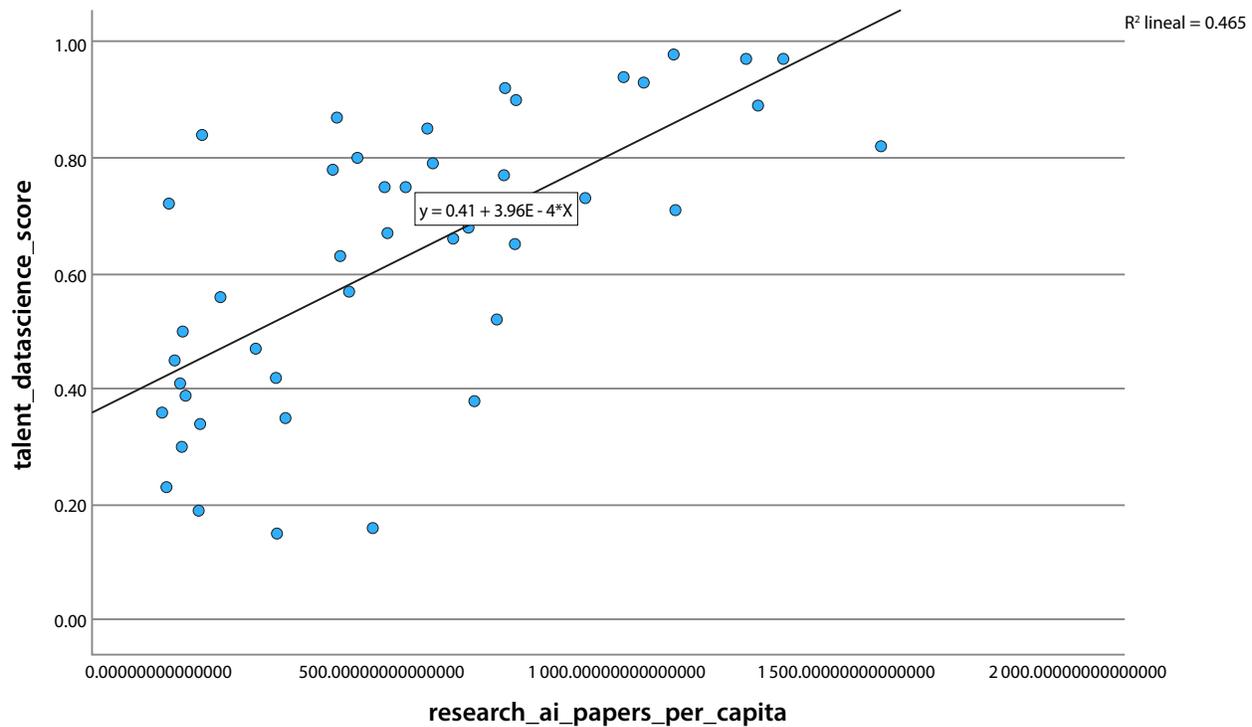


Figura 1. Relación entre publicaciones de inteligencia artificial per cápita y la puntuación de talento en ciencia de datos

Fuente: elaboración propia.

La credibilidad del modelo se confirma al examinar la multicolinealidad con los valores de tolerancia y factor de inflación de varianza, ambos mostrando cifras de 1.000. Esto significa que las variables del modelo no se están sobreponiendo en su impacto y confirman que la ciencia de datos es un predictor confiable de la productividad en investigación en IA.

El análisis de los componentes del modelo arroja luz sobre el papel que desempeña el talento en ciencia de datos en el avance de los esfuerzos nacionales de investigación en IA. Estos conocimientos combinados no solo ponen el relieve en la importancia de fomentar las habilidades en ciencia de datos, sino que exigen políticas específicas y programas educativos para apoyar este activo esencial. La ausencia de multicolinealidad refuerza aún más las conclusiones que extrajimos del modelo, al proporcionar una base para abogar por

inversiones en el desarrollo del talento en ciencia de datos como una prioridad estratégica para impulsar la innovación en la investigación global de IA.

Diagnóstico de colinealidad

Los diagnósticos de colinealidad desempeñan un papel esencial en la validación del análisis de regresión, porque evalúan la interdependencia de las variables predictoras. En nuestro modelo, estos diagnósticos muestran una sana independencia del predictor incluido, tal como se muestra en tabla 6.

Tabla 6. Diagnósticos de colinealidad para el modelo de regresión*

Modelo	Dimensión	Autovalor	Índice de condición	Proporciones de la varianza	
				(Constante)	talent_datascience_score
1	1	1.934	1.000	0.03	0.03
	2	0.066	5.405	0.97	0.97

* Predictores: (constante), talent_datascience_score.

Fuente: elaboración propia a partir de datos proporcionados por Tortoise Media.

El análisis arrojó un valor propio de 1.934 para la primera dimensión, lo que refleja una cantidad sustancial de la varianza, con un índice de condición correspondiente de 1.000. No muestra problemas de colinealidad en este nivel. La segunda dimensión mostró un valor propio de 0.066, lo que resulta en un índice de condición de 5.405. Si bien los investigadores comúnmente usan un índice de condición mayor a 30 como un indicador de multicolinealidad severa, el valor obtenido en este estudio sugiere que el predictor de talento en ciencia de datos no tiene una preocupación por la multicolinealidad.

Las proporciones de varianza también respaldan esta conclusión. Para el término constante y el talent_datascience_score, las proporciones de varianza en la primera dimensión fueron ambas de 0.03, lo que indica que una cantidad insignificante de colinealidad está presente con otras variables. En la segunda dimensión, tanto la constante como el talent_datascience_score exhibieron proporciones de varianza de 0.97 que, aunque altas, se esperan para el término constante y no sugieren ningún problema con la variable independiente.

Los hallazgos de las verificaciones de colinealidad nos muestran que el puntaje de talento en ciencia de datos como variable no ejerce ninguna correlación con otros factores en el modelo. Esto sugiere que las relaciones observadas entre el talento en ciencia de datos y la productividad de la investigación en IA per cápita son probablemente genuinas y no están influenciadas por variables. Estas verificaciones nos confirman la confiabilidad del modelo y agregan credibilidad a las conclusiones extraídas del análisis de regresión.

Interpretación de los resultados

Nuestro análisis exhaustivo explica la influencia de las habilidades en ciencia de datos en la eficiencia de la investigación en IA en los países. Los hallazgos de la investigación, validados por un coeficiente de correlación de Pearson de 0.682 y respaldados por un modelo de regresión con un estadístico F de 36.497 ($p < 0.001$), presentan evidencia interesante de una asociación positiva entre la experiencia de un país en ciencia de datos y su productividad en la investigación en IA. Los individuos calificados desempeñan un papel significativo en el avance de los esfuerzos nacionales de investigación en IA, como lo demuestra el análisis de coeficientes, según el cual, por cada unidad de aumento en el puntaje de talento en ciencia de datos, hay un aumento de 1173 artículos de investigación en IA per cápita.

El análisis de regresión nos amplía su alcance, al proporcionar información sobre la influencia de las habilidades en ciencia de datos en la productividad de la investigación en IA. La importancia del coeficiente para `talent_datascience_score`, con su valor beta de 0.682, no solo cuantifica esta correlación, sino que subraya la necesidad de asignar recursos para aumentar las competencias en ciencia de datos.

Los diagnósticos de colinealidad confirman la solidez de estos resultados, de acuerdo con los cuales el talento en ciencia de datos contribuye de manera independiente a la productividad de la investigación en IA, sin verse afectado por problemas de multicolinealidad. La presencia de claridad analítica garantiza la autenticidad de la correlación observada y descarta cualquier anomalía.

Discusión

En esta investigación exploramos la correlación entre la experiencia en ciencia de datos y la productividad en IA, mediante una conexión que subraya la importancia del conocimiento en el avance de la investigación en IA. Esta fuerte conexión implica que las personas con habilidades en ciencia de datos desempeñan un papel crucial en la realización de investigaciones innovadoras en IA, al usar efectivamente los datos, comprender algoritmos complejos y aplicarlos para avanzar en el campo.

Sin embargo, factores de apoyo, como el sistema educativo, las políticas gubernamentales y las necesidades de la industria, varían significativamente en diferentes entornos y culturas, lo que influye en esta relación. De acuerdo con la literatura existente, como el concepto de transformación de Mičić (2017), que se enfoca en integrar la tecnología en todos los sectores empresariales, y las proyecciones de Pricewater Coopers (2018), sobre el impacto económico de la IA, nuestros hallazgos sugieren que la experiencia en ciencia de datos sirve como un impulsor clave en la economía basada en el conocimiento. Específicamente, desempeña un papel en la generación de innovaciones en IA.

Variables de confusión y contexto de la investigación

La influencia de factores como la inversión en investigación y desarrollo, las políticas gubernamentales y los recursos educativos hace hincapié en la necesidad de establecer una conexión directa entre la competencia en ciencia de datos y la producción de investigación en el ámbito de la IA. La complejidad se acentúa aún más por los avances en la industria 4.0, que requieren competencia en análisis de datos, visión por computadora y sistemas cognitivos, como destacan Thakur et al. (2022).

La posesión de estas habilidades es vital para capitalizar las oportunidades que surgen de la transformación, estableciendo una conexión entre los avances tecnológicos y el grupo de personas talentosas. Esto se alinea con la perspectiva de Elsaadani et al. (2018), respecto a la IA como una tecnología con potencial transformador, y con la investigación de Diricans (2015), sobre los diversos impactos de la IA.

Thakur et al. (2022) destacan el papel crítico de la experiencia en ciencia de datos para utilizar de manera efectiva las grandes cantidades de datos generados por las tecnologías modernas. La identificación de estos factores influyentes resalta la necesidad de un enfoque matizado para comprender el impacto de los ecosistemas y políticas de innovación global en la conexión entre habilidades, estructuras de políticas y resultados de investigación en IA.

Limitaciones del estudio y generalización de los resultados

Las limitaciones inherentes a nuestro estudio, como el tamaño y la representatividad de la muestra, destacan las dificultades de aplicar nuestros hallazgos a todos los escenarios económicos. A pesar de estas limitaciones, recibimos un conjunto de datos estandarizado, lo que nos ayudó a abordar las preocupaciones sobre las variaciones y los sesgos en todas las regiones y entornos económicos.

El proceso de estandarización cumplió un papel crucial para garantizar que nuestro análisis proporcione una perspectiva integral sobre el diverso panorama de la industria 4.0. Esta era es conocida por sus rápidos avances tecnológicos y las tasas variables de adopción de tecnología, como lo discuten Tao et al. (2018) y Sahal et al. (2020).

Independientemente, es importante considerar el método utilizado para medir la experiencia en ciencia de datos y la producción de investigación en IA con un conjunto de datos. Evaluar la influencia de la experiencia en ciencia de datos en la productividad de la investigación en IA en diferentes áreas y entornos económicos es un desafío, ya que pueden no calcularse factores como la calidad de las publicaciones y el potencial de innovaciones revolucionarias.

Nuestros hallazgos tienen implicaciones, así como importancia teórica. Subrayan la necesidad de políticas de apoyo e inversiones en educación y capacitación en ciencia de datos para mantener la competitividad en esta era. Li et al. (2021) enfatizan en las brechas en las habilidades de ciencia de datos en varios sectores, destacando la importancia de adaptar los programas de educación y capacitación en fabricación para satisfacer las necesidades cambiantes de la industria 4.0.

Esta investigación contribuye al creciente cuerpo de conocimiento sobre la economía basada en el conocimiento, al arrojar luz sobre cómo la experiencia humana desempeña un papel en la mejora de la productividad de la investigación en áreas tecnológicas como la IA. Esta perspectiva resuena con Berger y Frey (2016), quienes destacan que una cuarta parte de los trabajadores carecen de habilidades o tienen una competencia limitada, además de subrayar los posibles efectos adversos en las regiones desfavorecidas, debido a la rápida expansión de las tecnologías de automatización e IA.

Conclusiones

En conjunto, estos hallazgos muestran que fomentar el talento en ciencia de datos no es solo una preocupación organizacional, sino una necesidad estratégica que exige acción de los responsables políticos, educadores y partes interesadas de la industria para garantizar un suministro constante de profesionales calificados, capaces de impulsar la innovación en IA.

Para obtener una comprensión más profunda del impacto de la experiencia en ciencia de datos en la producción de investigación en IA, aconsejamos utilizar una variedad de métodos de investigación. El empleo de tal enfoque tiene el potencial de iluminar estrategias efectivas para desarrollar programas educativos que se alineen con las demandas de la industria 4.0. La implementación de investigaciones entre países, como sugieren Sahal et al. (2020), podría proporcionar una comprensión integral de cómo las variables externas, las políticas gubernamentales y las inversiones en investigación y desarrollo, por ejemplo, impactan este fenómeno en diferentes entornos económicos y geográficos.

En términos de implicaciones para la educación, los sistemas educativos deben reformar sus programas para satisfacer la demanda emergente en ciencia de datos. También deben ser específicos. Por ejemplo, pueden requerirse grandes esfuerzos para integrar asignaturas de análisis de datos en currículos de ciencias, tecnologías, ingenierías y matemática (STEM), promoviendo experiencias prácticas a través de laboratorios y proyectos colaborativos con

la industria. Este requerimiento asegurará que los futuros graduados sean altamente competitivos en el mercado laboral.

En cuanto al impacto práctico, aunque el artículo menciona su relevancia, es vital clarificar cómo los hallazgos pueden ejecutarse en entornos organizacionales específicos. Recomendamos que las organizaciones instituyan programas de pasantías y mentorías que vinculen a estudiantes con profesionales experimentados, lo cual facilitará la transferencia de conocimientos y habilidades en ciencia de datos. Esto no solo potenciará el capital humano, sino que también creará un entorno adaptativo e innovador capaz de afrontar los desafíos tecnológicos.

Finalmente, un examen exhaustivo de las políticas y programas de capacitación en ciencia de datos, como recalcan Li et al. (2021), servirá de guía para intervenciones que promuevan la innovación en IA. Esto resalta la necesidad de políticas públicas que no solo fomenten el talento, sino que también empoderen a los individuos para hacer contribuciones significativas a los resultados de investigación en IA, optimizando el uso de recursos humanos en su desarrollo futuro.

Al explorar estas áreas de investigación, esperamos mejorar nuestra comprensión de la conexión entre fomentar el talento e impulsar el progreso tecnológico. Esto ofrecerá orientación sobre la utilización efectiva de los recursos humanos para el desarrollo ulterior de la IA.

Financiación

Este artículo es un producto de investigación, derivado del proyecto INV-ECO-3957 “Estrategias y políticas para el desarrollo de la inteligencia artificial en Colombia: un estudio de caso basado en el Índice Global de IA”, financiado por la Vicerrectoría de Investigaciones de la Universidad Militar Nueva Granada, en vigencia 2024. No se tomaron en cuenta intereses o valores diferentes a los que normalmente se consideran en la investigación durante la

realización del trabajo o la elaboración del manuscrito, y los resultados obtenidos no están influenciados por la entidad que proporcionó el financiamiento.

Roles de contribución (taxonomía de CRediT)

Juan David Corrales-Liévano: conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, administración del proyecto, supervisión, validación, visualización y redacción (borrador original, revisión y edición).

Juan Carlos Reyes-Rojas: conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, validación, visualización y redacción (borrador original, revisión y edición).

Referencias

- Abdullah, A. A. H., & Almaqtari, F. A. (2024). The impact of artificial intelligence and Industry 4.0 on transforming accounting and auditing practices. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(1). <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100218>
- Appio, F. P., Frattini, F., Messeni, A., Politecnico, P., Bari, D., Neirotti, P., & Di Torino, P. (2018). Digital transformation and innovation management: Opening up the black box motivation for the special issue. *Journal of Product Innovation Management*, 38(1). <https://doi.org/10.1111/jpim.12562>
- Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of institutional pressures and resources in the adoption of *big data* analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120420>
- Berger, T., & Frey, C. B. (2016). *Digitalization, jobs, and convergence in Europe: Strategies for closing the skills gap*. Oxford Martin School and University of Oxford. https://oms-www.files.svdcn.com/production/downloads/reports/SCALE_Digitalisation_Final.pdf
- Bortolini, M., Galizia, F. G., & Mora, C. (2018). Reconfigurable manufacturing systems: Literature review and research trend. *Journal of Manufacturing Systems*, 49, 93-106. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.09.005>

- Dirican, C. (2015). The impacts of robotics, artificial intelligence on business and economics. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 195. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.06.134>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koochang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ... Wright, R. (2023). "So what if ChatGPT wrote it?": Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Elsaadani, A., Purdy, M., & Hakutangwi, E. (2018). *How artificial intelligence can drive diversification in the Middle East*. <https://www.readkong.com/page/how-artificial-intelligence-can-drive-diversification-in-5156266>
- Fredström, A., Wincent, J., Sjödin, D., Oghazi, P., & Parida, V. (2021). Tracking innovation diffusion: AI analysis of large-scale patent data towards an agenda for further research. *Technological Forecasting and Social Change*, 165. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120524>
- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., & Gassmann, O. (2021). Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120392>
- Heart, T., Ben-Assuli, O., & Shabtai, I. (2017). A review of PHR, EMR and EHR integration: A more personalized healthcare and public health policy. *Health Policy and Technology*, 6(1). <https://doi.org/10.1016/j.hlpt.2016.08.002>
- Hidayat, M., Defitri, S. Y., & Hilman, H. (2024). The impact of artificial intelligence (AI) on financial management. *Management Studies and Business Journal (Productivity)*, 1(1). <https://doi.org/10.62207/s298rx18>
- Kergroach, S. (2017). Industry 4.0: New challenges and opportunities for the labour market. *Foresight and STI Governance*, 11(4). <https://doi.org/10.17323/2500-2597.2017.4.6.8>
- Lei, Y., Liang, Z., & Ruan, P. (2023). Evaluation on the impact of digital transformation on the economic resilience of the energy industry in the context of artificial intelligence. *Energy Reports*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.12.019>
- Leone, D., Schiavone, F., Appio, F. P., & Chiao, B. (2021). How does artificial intelligence enable and enhance value co-creation in industrial markets? An exploratory case study in the healthcare ecosystem. *Journal of Business Research*, 129. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.008>

- Li, G., Yuan, C., Kamarthi, S., Moghaddam, M., & Jin, X. (2021). Data science skills and domain knowledge requirements in the manufacturing industry: A gap analysis. *Journal of Manufacturing Systems*, 60. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.07.007>
- Mahmud, M. M., & Wong, S. F. (2022). Digital age: The importance of 21st century skills among the undergraduates. *Frontiers in Education*, 7. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.950553>
- McGunagle, D., & Zizka, L. (2020). Employability skills for 21st-century STEM students: The employers' perspective. *Higher Education, Skills and Work-Based Learning*, 10(3). <https://doi.org/10.1108/HESWBL-10-2019-0148>
- Mičić, L. (2017). Digital transformation and its influence on GDP. *Economics - Innovative and Economics Research Journal*, 5(2). <https://doi.org/10.1515/eoik-2017-0028>
- Moldovan, L. (2019). State-of-the-art analysis on the knowledge and skills gaps on the topic of industry 4.0 and the requirements for work-based learning. *Procedia Manufacturing*, 32. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.02.217>
- North, C., Hills, D., Maher, P., Farkić, J., Zeilmann, V., Waite, S., Takano, T., Prince, H., Pedersen Gurholt, K., Muthomi, N., Njenga, D., Karaka-Clarke, T. H., Houge Mackenzie, S., & French, G. (2024). The impact of artificial intelligence on adventure education and outdoor learning: International perspectives. *Journal of Adventure Education and Outdoor Learning*, 24(1). <https://doi.org/10.1080/14729679.2023.2248302>
- Nuseir, M. T., & Refae, G. E. (2022). The role of artificial intelligence, marketing strategies, and organizational capabilities in organizational performance: The moderating role of organizational behavior. *Uncertain Supply Chain Management*, 10(4), 1457-1466. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2022.6.010>
- Omrani, N., Riviuccio, G., Fiore, U., Schiavone, F., & Agreda, S. G. (2022). To trust or not to trust? An assessment of trust in AI-based systems: Concerns, ethics and contexts. *Technological Forecasting and Social Change*, 181. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121763>
- Pandya, B., & Al Janahi, M. M. (2021). The intervention of artificial intelligence in the recruitment function in UAE's hospitality industry. *Transnational Marketing Journal*, 9(1). <https://doi.org/10.33182/tmj.v9i1.1033>
- Pandya, B., Ruhi, U., & Patterson, L. (2023). Preparing the future workforce for 2030: The role of higher education institutions. *Frontiers in Education*, 8. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1295249>
- Park, H. J., & Choi, S. O. (2019). Digital innovation adoption and its economic impact focused on path analysis at national level. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 5(3). <https://doi.org/10.3390/joitmc5030056>

- Pirvu, R., Melania Mihai, D., Ecobici Nicolae, Antoniu, M.-E., Chirtoc, I. E., & Busan, G. (2024). How does artificial intelligence influence the socio-economic performance of companies in the European Union? *Amfiteatru Economic*, 26(66), 458-474.
- Pricewater Coopers. (2018). *US \$320 billion by 2030? The potential impact of AI in the Middle East*. <https://www.pwc.com/m1/en/publications/documents/economic-potential-ai-middle-east.pdf>
- Sahal, R., Breslin, J. G., & Ali, M. I. (2020). Big data and stream processing platforms for Industry 4.0 requirements mapping for a predictive maintenance use case. *Journal of Manufacturing Systems*, 54. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.004>
- Sharma, R., & Sakpal, P. (2019). Study of Smart HR hybrid competency in industry 4.0. *The Management Quest*, 2(1).
- Shen, Y., & Zhang, X. (2024). The impact of artificial intelligence on employment: The role of virtual agglomeration. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1). <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02647-9>
- Suen, H.-Y., & Yang, J.-M. (2013). HR professionalism in the computing environment: Predicting job performance within different HR roles. *International Management Review*, 9(1).
- Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>
- Teece, D. J. (2018). Profiting from innovation in the digital economy: Enabling technologies, standards, and licensing models in the wireless world. *Research Policy*, 47(8). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.01.015>
- Thakur, R., Borkar, P., Rane, D., Raut, R., & Chatterjee, P. (2022). Challenges in Industry 4.0 for machine vision: A conceptual framework, a review and numerous case studies. En *Machine vision for industry 4.0*. CRC Press.
- Tortoise Media. (2023). The Global AI Index. <https://www.tortoisemedia.com>
- Truong, Y., & Papagiannidis, S. (2022). Artificial intelligence as an enabler for innovation: A review and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 183. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121852>
- Vista, A. (2020). Data-driven identification of skills for the future: 21st-century skills for the 21st-century workforce. *Sage Open*, 10(2). <https://doi.org/10.1177/2158244020915904>
- Xu, J., Hong, N., Xu, Z., Zhao, Z., Wu, C., Kuang, K., Wang, J., Zhu, M., Zhou, J., Ren, K., Yang, X., Lu, C., Pei, J., & Shum, H. (2023). Data-driven learning for data rights, data pricing, and privacy computing. *Engineering*, 25. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2022.12.008>

Yan, R. (2024). The impact of artificial intelligence on the labor market. *International Journal of Global Economics and Management*, 2(1). <https://doi.org/10.62051/ijgem.v2n1.29>

Zeba, G., Dabić, M., Čičak, M., Daim, T., & Yalcin, H. (2021). Technology mining: Artificial intelligence in manufacturing. *Technological Forecasting and Social Change*, 171. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120971>