

Sector talento calificado

Caso México

Esta síntesis de divulgación científica deriva del artículo ‘Data ontology for in-depth analysis and AI development in the skilled talent sector’, que se encuentra en evaluación de pares para ser publicado en la revista científica internacional: “Journal of Technology Management & Innovation”.

Autor: R. Adrián Lira - Chief Data Innovation

1. Introducción

En el actual contexto global de incertidumbre e irrupción de tecnologías emergentes, con especial atención en la Inteligencia Artificial (IA), la construcción de ontologías de datos ha dejado de ser un mero ejercicio técnico para consolidarse como un activo estratégico de autonomía y competitividad económica. No se trata simplemente de organizar información, sino de edificar una estructura de conocimiento que permita a industrias, instituciones y organizaciones navegar hacia la construcción de certeza estratégica guiada por datos.

Esta investigación demuestra que mediante estructuras de datos robustas y armonizadas es posible superar las deficiencias de la IA convencional —específicamente las alucinaciones estocásticas y los sesgos de selección—, permitiendo una transición de una inteligencia artificial “por uso” hacia una “por creación” de alto valor agregado.

El propósito central de esta investigación es proponer una representación estructurada y relacional del sector de talento calificado, con enfoque en la caracterización ocupacional de la población con estudios de nivel superior. Al implementar una arquitectura de “Verdad fundamental” (Ground Truth), las organizaciones pueden eliminar la asimetría de información que hoy nubla la planeación estratégica respecto al

sector de talento calificado en México. Los objetivos principales de este estudio son:

- **Estructuración de activos de conocimiento:** Legar una arquitectura soportada por categorías, relaciones y algoritmos (K-Means) orientada a la comprensión profunda de los fenómenos laborales del sector de talento calificado.
- **Mitigación de riesgos algorítmicos:** Resolver la varianza no controlada en Modelos de Lenguaje Grande (LLMs) y sistemas de Machine Learning mediante datos verificados.
- **Identificación de fallas estructurales:** Facilitar la detección de desajustes entre la oferta educativa y la demanda de la industria futura para evitar la desvinculación sistémica.

Esta base de conocimiento resulta imperativa para corregir las deficiencias de un mercado laboral que, a pesar de sus cifras de ocupación, esconde una crisis de calidad y pertinencia técnica sin precedentes.

2. Problemática: El agotamiento del modelo tradicional

El análisis neoclásico del capital humano, que asume que la escolaridad y la experiencia acumulada garantizan linealmente la productividad, ha quedado obsoleto frente a la disrupción tecnológica. Este enfoque ignora que la vida útil de las habilidades técnicas es hoy menor a 5 años

(OCDE, 2025) y que las tecnologías emergentes, como la IA, están emulando (sustituyendo) procesos que antes se consideraban exclusivos del talento profesional humano.

En América Latina y México, enfrentamos una "reactivación espejismo". Los datos de los reportes sobre el mercado laboral de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), en conjunto con la Organización Internacional del Trabajo (OIT), del año 2023 a 2026, revelan que si bien hay una recuperación en el volumen de empleo, la dinámica de ocupación muestra un crecimiento neto de las personas ocupadas no asalariadas —informalidad— del 5.1%, superando el crecimiento de las asalariadas, que es de apenas el 4%. Este desbalance genera empleabilidad con baja calidad y nula estabilidad.

En el presente estudio se identifican tres síntomas críticos de este agotamiento:

- 01. Subempleo crónico:** Persistencia de la informalidad y la "renuncia silenciosa" debido a la asimetría entre expectativa y realidad salarial.
- 02. Desvinculación sistémica:** El 38.3% de los egresados de educación terciaria ejercer actividades ajenas a su formación, lo que representa una ineficiencia masiva de la inversión educativa.
- 03. Obsolescencia de habilidades:** Una brecha crítica donde menos del 15% de las universidades han reformado sus currículos para la era de la IA, mientras el 46% de los estudiantes siguen inscritos en programas tradicionales con alto riesgo de automatización.

Tabla 1. Comparativa de enfoques del sector de talento calificado

Característica	Enfoque tradicional	Enfoque del estudio
Objetivo central	Volumetría de empleados asignados	Satisfacción profesional y entorno digno

Indicador de éxito	Tasa bruta de empleo/desempleo	Índices de bienestar y estabilidad ocupacional
Visión	Formación estática y generalista	Valor formativo del talento calificado en el mercado laboral
Impacto económico	Empleabilidad y productividad	Competitividad estructural georeferenciada

Esta crisis de datos exige una metodología científica que sustituya la observación superficial por una arquitectura determinística capaz brindar un entendimiento profundo del sector de talento calificado a efecto de resolver las distintas problemáticas estructurales del mercado laboral.

3. Metodología: Ontología de datos del sector de talento calificado

Para garantizar la confiabilidad en la alta dirección, la ontología sigue estándares internacionales como ISO/IEC 25012 (Calidad de Datos) e ISO/IEC 42001 (Gobernanza de IA). La metodología trasciende la simple limpieza de datos; se fundamenta en la lógica del Diagrama de Venn de Drew Conway, integrando la contribución contextual, la normatividad científica y la relevancia tecnológica.

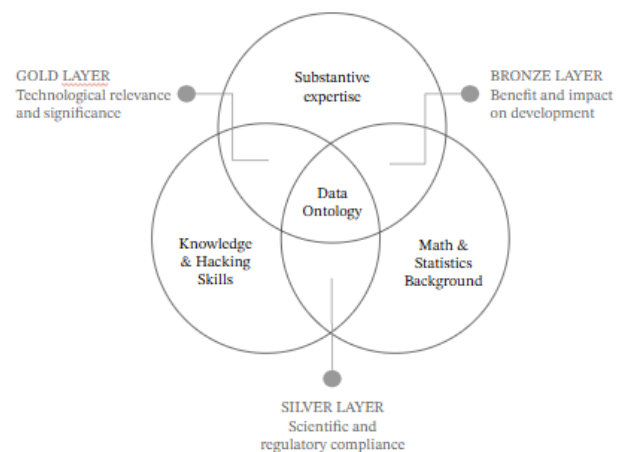


Figura 1: Ontología de datos como artefacto científico y tecnológico.

La transformación de los datos se articula en tres capas que eliminan la asimetría informativa:

Capa Bronce (Ingesta): Procesamiento ETL de fuentes oficiales (ANUIES, ENOE, DENU) asegurando representatividad estadística (CV < 20%).

Capa Plata (Estandarización): El corazón del Ground Truth. Aquí se resuelve la interoperabilidad semántica utilizando las llaves transversales CMPE (taxonomía académica) y SINCO (función productiva).

Capa Oro (Modelado): Aplicación de algoritmos de aprendizaje autónomo para generar conocimiento prescriptivo.

El proceso se ejecutó en 4 fases utilizando el ecosistema de Google Cloud:

- 01. Planteamiento de la Base de Conocimiento:** Definición de premisas sobre el agotamiento laboral y la crisis formativa.
- 02. Gobernanza e Ingesta:** Uso de BigQuery para armonizar millones de registros longitudinales (2022-2026).
- 03. Resolución de Entidades:** Vinculación de la oferta educativa con la capacidad sectorial real instalada.
- 04. Modelado K-Means:** Segmentación de arquetipos laborales mediante BigQuery ML. Para evitar sesgos algorítmicos, se aplicó Feature Scaling (Min-Max), normalizando variables de escalas dispares (como ingresos frente a tasas de formalidad), asegurando que la varianza sea controlada.

4. Productos: Caracterización y modelado ocupacional del talento calificado

Los resultados se materializan en un "Artefacto", una infraestructura habilitadora que garantiza transparencia y linaje de datos. Este no es solo un tablero de

visualización, sino una herramienta de diagnóstico profundo.

El análisis de los Dashboards revela una realidad cruda: existen 600,000 profesionales desocupados en México. Estratégicamente, el "So What?" es alarmante: el 80% de ellos tiene experiencia previa, lo que indica que no es falta de trabajo, sino una pérdida de competitividad de sus saberes técnicos (activos varados). Es el resultado directo de la nula reforma curricular (solo 15%) frente a las demandas de la industria.

Hallazgos clave sobre el riesgo ocupacional:

Carreras Tradicionales: Contabilidad, Finanzas y Derecho (las más demandadas), así como el común de carreras tradicionales, enfrentan un 65% de riesgo de emulación de tareas junior por IA, con ingresos estancados en apenas 2 salarios mínimos.

Carreras STEM: Representan el único "blindaje" real, con indicadores superiores de estabilidad, aunque su oferta está centralizada en solo cuatro polos económicos (CDMX, EDOMEX, Jalisco y Nuevo León).

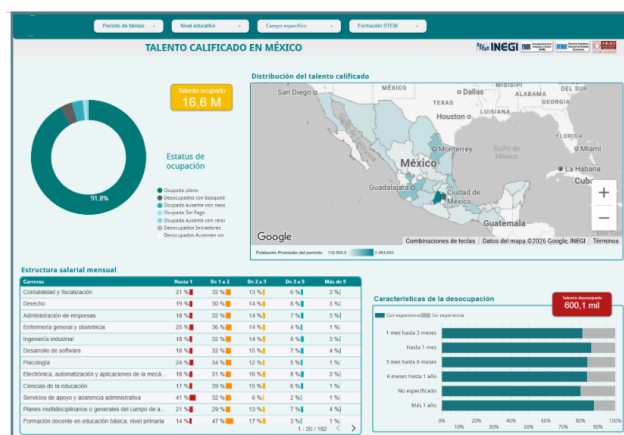


Figura 2: Caracterización ocupacional del talento calificado.

Indicadores del modelado ocupacional

Índice de Bienestar Ocupacional (IBO): Pondera ingresos, acceso a salud,

prestaciones y jornada digna. Es la medida del "Trabajo Decente".

Índice de Estabilidad Ocupacional (IEO): Mide la absorción laboral, formalidad y brecha de desajuste sectorial. Es la medida de la resiliencia de la carrera.

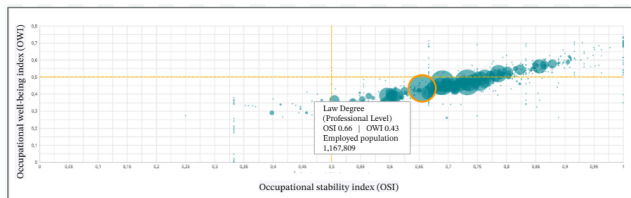


Figura 3: Modelado de aprendizaje autónomo K-means.

Se realiza modelado de clusterización para las 39 principales ciudades de México permitiendo la evaluación del nivel de bienestar y estabilidad ocupacional de cada uno de los 182 programas de nivel superior, por nivel educativo y área metropolitana.

La clusterización permite la identificación de tres agrupaciones: A. Carreras con riesgo de precariedad; B. Carreras en transición ocupacional; y C. Carreras con bienestar y estabilidad.

Esta segmentación cambia en cada una de las 39 ciudades debido a las diferentes composiciones de estructuras productivas, lo que permite transitar a una toma de decisiones a partir de un enfoque de competitividad estructural georeferenciada, habilitando una visión de certeza estratégica sobre el valor formativo del talento calificado en el mercado laboral.

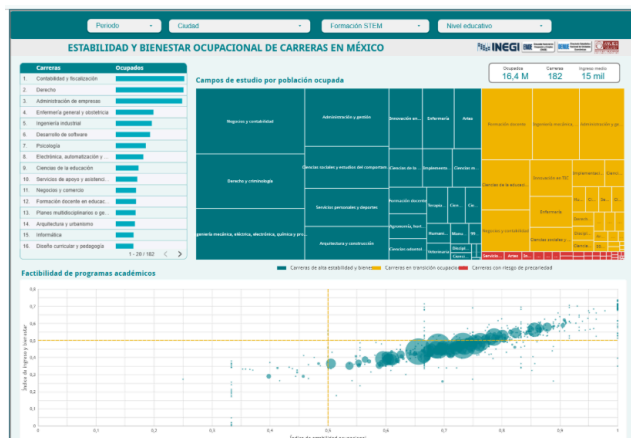


Figura 4: Modelado del talento calificado.

5. Aportación: De la adopción por uso a la adopción por creación

La transición del Technology Push (consumir modelos externos diseñados para otros contextos) al Demand Pull (crear soluciones locales para problemas estructurales) es lo que evitará que las organizaciones caigan en el "Valle de la Desilusión" de la IA.

Esta ontología beneficia a tres niveles estratégicos:

Hacedores de política pública: Permite un diagnóstico quirúrgico sobre qué carreras abrir o cerrar para maximizar el IBO regional.

Sector Privado / RH: Optimiza la configuración de equipos de alto desempeño al alinear las competencias reales con la oferta terciaria, reduciendo la rotación por desalineación; así como estimar la inversión requerida en talento calificado en función de las estructuras salariales y condiciones laborales geográficas.

Profesionales: Identifica las capacidades de pensamiento crítico y STEM necesarias para blindarse ante la automatización del 65% de los procesos administrativos y junior; y permite identificar las áreas geográficas donde la carreras elegidas presentan mejores condiciones de bienestar y estabilidad ocupacional.

Casos de uso de próxima generación

Política educativa: Uso de AutoML Tabular para predecir la obsolescencia de una carrera a 5 años.

IAGen científica: Asistentes virtuales para profesionales que responden basados en el IBO/IEO real, no en datos estocásticos de internet.

IA Agéntica para RH: Copilotos autónomos que gestionan talento midiendo riesgos de rotación y estructuras salariales en tiempo real.

6. Conclusiones

La ontología de datos en el sector del talento calificado no es una opción técnica, sino un imperativo de gobernanza. Invertir en una arquitectura Ground Truth es la forma óptima de asegurar que la IA sea ética, precisa y libre de alucinaciones. El verdadero "blindaje" contra la obsolescencia laboral no es el uso superficial de herramientas, sino el desarrollo de pensamiento crítico estructurado y capacidades STEM.

La dirección ejecutiva debe pivotar: es momento de dejar de consumir modelos probabilísticos genéricos y comenzar a invertir en arquitecturas de datos determinísticas que resuelvan las asimetrías del mercado. La responsabilidad de los líderes es adoptar infraestructuras que transformen la desvinculación sistémica en bienestar ocupacional real para la región.

7. Referencias

Armstrong, B. & Shah J. (2026). Humans in the Loop: The evolution of work in early experiments with Generative AI—summary findings from the MIT Working Group on Generative AI and the Work of the Future. 3. Generative AI meets reality (pp. 11-27). Ed. MIT Industrial Performance Center.

https://ipc.mit.edu/wp-content/uploads/2026/04/Humans_in_the_Loop_full_r01M.pdf

Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior [ANUIES] (2026). Anuario Estadístico de la Población Escolar en Educación Superior. <https://anuario.anuies.mx/>

Ahumada-Sanhueza, C., Severino-González, P., Cristian Salazar-Concha, C., Rebollo-Aburto, G., & Contreras-Torres, E. (2025). Artificial Intelligence: Exploring Self-Efficacy in Business Students. The Case of Chile. *Journal of Technology Management and Innovation*, 20(1), 15–26. DOI: <https://doi.org/10.4067/S0718-27242025000100015>

Bachmann, R. (2025). Skills gaps, skill and labor shortages, and mismatch. *SkilMeeT Horizon Europe*. 4. Pathways to reduce skills gaps and mismatch (pp.25-31) https://skilmeet.eu/wp-content/uploads/2025/03/SkilMeeT_D1.1_Skills-gaps-skill-and-labour-shortages-and-mismatch-Existing-evidence.pdf

Becker, G. S. (1964). Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education. Part One: Theoretical Analysis (pp.15-147). National Bureau of Economic Research [NBER]. ISBN: 0-226-04109-3

Canay, Ö. (2026). An Interpretable CF-RL-TOPSIS Fusion Model for Skills-Aware Talent Recommendation. *arXiv preprint arXiv:2605.24155*. <https://arxiv.org/pdf/2605.24155>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL]/Organización Internacional del Trabajo [OIT], (2022). *Dinámica de la productividad laboral en América Latina, Coyuntura Laboral en América Latina y el Caribe*, N° 27 (LC/TS.2022/213), Santiago. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/739ae556-32a5-42d9-911d-e8ad320acd11/content>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL]/Organización Internacional del Trabajo [OIT], (2023). *Desafíos y oportunidades para la inclusión laboral de las personas jóvenes y la redistribución del trabajo de cuidados*, Coyuntura Laboral en América Latina y el Caribe, N° 29 (LC/TS.2023/197), Santiago. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/70627ebd-0dec-4232-9828-96e040ff771/content>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL]/Organización Internacional del Trabajo [OIT], (2023). *Hacia la creación de mejor empleo en la pospandemia*, Coyuntura Laboral en América Latina y el Caribe, N° 28 (LC/TS.2023/70), Santiago. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/80b8ed48-ce7f-4b38-a54a-21aba58a55b2/content>

Cheek (2026). No One Works Here: How AI-Driven Enterprises Are Raising the Bar for Business, Leadership, and Competition. Part IV. The Actions (pp. 177-235). Ed. Wiley. eBook ISBN 9781394435425.

DAMA (2018). DAMA-DMBOOK. Data Management Body of Knowledge (DAMA-DMBOK®), 2nd Edition. ISBN-10: 1634622340. ISBN-13: 978-1634622349.

Sebastien Delecraz, Loukman Eltarr, Martin Becuwe, Henri Bouxin, Nicolas Boutin, Olivier Oullier (2022). Responsible Artificial Intelligence in Human Resources Technology: An innovative inclusive and fair by design matching algorithm for job recruitment purposes, *Journal of Responsible Technology*, Volume 11, 2022, 100041, ISSN 2666-6596, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jrt.2022.100041>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S266665962200018X>)

Fraji, Jihad & Várallyai, László. (2021). A Literature Review: Artificial Intelligence Impact on the Recruitment Process. *International Journal of Engineering and Management Sciences*. 10.21791/IJEMS.2021.1.10.

Hernandez, Y., Rueda Galvis, J. F., Beltrán Díaz, A., & Bonilla Rueda, L. R. (2026). Innovation and Intellectual Capital: Factors for Business Survival. *Journal of Technology Management and Innovation*, 21(2), 72–83. DOI: <https://doi.org/10.4067/s0718-2724202600025042>

He Congna & Norazlinda Saad (2025) The impact of human capital on employment quality: a scoping review, *Cogent Education*, 12:1, 2552352, <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2552352>

House, E. (2026). AI in HR 2026: From Hype to Measured, Human-Centered Impact. <https://www.shrm.org/topics-tools/news/ai-hr-2026-from-hype-to-measured-human-centered-impact>

Instituto Mexicano de la Competitividad [IMCO] (2026). Las 10 más. Sistema de Información Compara Carreras. <https://comparacarreras.imco.org.mx/>

Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática [INEGI] (2012). Clasificación mexicana de programas de estudio por campos de formación académica 2011. Educación superior y media superior. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825003335>

Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática [INEGI] (2019). Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones 2019. SINCO. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825198411>

Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática [INEGI] (2026). Boletín de indicador 435/26. Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (Enoe) Indicadores de ocupación y empleo. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2026/iooe/IOE2026_07.pdf

Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática [INEGI]. Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE). Conjunto de datos del primer trimestre de 2022, 2023, 2024, 2025 y 2026. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/>

Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática [INEGI]. Directorio Nacional de Unidades Económicas (DNEU). Conjunto de datos de 2022, 2023, 2024, 2025 y 2026. <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denue/default.aspx>

ISO (2008). ISO/IEC 25012:2008. Software engineering — Software product Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) — Data quality model. <https://www.iso.org/standard/35736.html>

ISO (2023). ISO/IEC 42001:2023. Information technology — Artificial intelligence — Management system. <https://www.iso.org/standard/42001>

Joyanes, L. (2023). Ciencia de datos. Un enfoque práctico de tecnologías, herramientas y aplicaciones. Alfaomega. ISBN: 978-84-267-3738-0

Lira Beltrán, R. A., Orizaga Trejo, J. A., Castañeda González, C. A., & Cruz Herrera, H. (2024). La aplicación de la Inteligencia Artificial en la inserción productiva de egresados universitarios. TIES, Revista De Tecnología E Innovación En Educación Superior, (10), 24-36. DOI: <https://doi.org/10.22201/dgtic.26832968e.2024.10.14>

Lira, R. (2026). Lo artificial de la inserción ocupacional. Transitando de las alucinaciones de la realidad a la inteligencia de lo artificial. Academia Mexicana de Informática (AMIAC). Conferencia en línea. Junio 2026. https://amiac.org/multimediaEventos/20260604_LoArtificialOcupacional.mp4

Mincer, J. (1974). Schooling, experience, and earnings. National Bureau of Economic Research. Schooling and Earnings (pp. 41 - 63). Ed. National Bureau of Economic Research [NBER]. ISBN: 0-870-14265-8

Murray, S. (2026). 10 levers for shaping generative AI that improves worker performance. <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/10-levers-shaping-generative-ai-truly-improves-worker-performance>

National Academy of Engineering [NAE] (2025). Artificial Intelligence and the Future of Work. Chapter 4 Artificial Intelligence and the Workforce (pp. 86-132). Washington, DC: The National Academies Press. Ed. National Academy of Engineering. DOI: <https://doi.org/10.17226/27644>. ISBN 978-0-309-71714-4. DOI 10.17226/27644

Naur, P. (1974). Concise Survey of Computer Methods. Studentlitteratur, Lund, Sweden, ISBN 91-44-07881-1, 1974. ISBN/Petrocelli 0-88405-314-8, 1975.

OECD (2024). OECD Digital Economy Outlook 2024 (Volume 2): Strengthening Connectivity, Innovation and Trust, OECD Publishing, Paris, DOI: <https://doi.org/10.1787/3adf705b-en>.

OECD (2024a). Job Creation and Local Economic Development 2024: The Geography of Generative AI, OECD Publishing, Paris, DOI: <https://doi.org/10.1787/83325127-en>.

OECD (2025). OECD Skills Outlook 2025: Building the Skills of the 21st Century for All, OECD Publishing, Paris, DOI: <https://doi.org/10.1787/26163cd3-en>.

OIT (2022-2026). Panorama laboral de América Latina y el Caribe. Serie de reportes anuales. DOI: <https://doi.org/10.54394/SCJS5838>. <https://www.ilo.org/es/panorama-laboral-de-america-latina-y-el-caribe>

OIT (2026). Tendencias Sociales y del Empleo. Serie El Mundo del Trabajo, Ginebra: Oficina Internacional del Trabajo, 2026. © OIT. ISBN: 9789220430590 (impreso); 9789220430606 (PDF web). DOI: <https://doi.org/10.54394/CZDS37>. https://researchrepository.ilo.org/view/delivery/41ILO_INST/13147301280002676?bypassKey=492dd5a5-3f7a-45de-9fa7-2d91f07c5f19

Oswal et. al. (2021), "Trends in Recruitment Information and Communication System using Artificial Intelligence in Industry 4.0". In conference: 3rd International Conference on Finance, Economics, Management and IT Business, January 2021. DOI: 10.5220/0010503201110118

Rizaoglu, E. (2026). AI in HR: Separate Hype from Reality to Achieve Business Goals. <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-10-16-ai-in-hr-separate-hype-from-reality-to-achieve-business-goals>

Stanford University. (2026). Artificial Intelligence Index Report 2026. Chapter 4. Economy, 4.2. Jobs (pp. 204-226). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2606.15708>. https://hai.stanford.edu/assets/files/ai_index_report_2026.pdf

Shaffer, H. G. (1961). Investment in Human Capital: Comment. The American Economic Review, 51(5), 1026-1035. <http://www.jstor.org/stable/1813847>

Spatti, A. C., do Carmo, J. P., Marques Fiorot, G., de Medeiros Souza, F., & Leite Campos, M. (2026). Evaluating Innovative Entrepreneurship as Public Policy: Evidence from Brazil's Federal Education Network. *Journal of Technology Management and Innovation*, 21(2), 55-71. DOI: <https://doi.org/10.4067/s0718-2724202600025006>

UNESCO (2026). Higher education global trends report: towards inclusive, equitable and quality higher education in an internationally mobile landscape. ISBN: 978-980-7175-77-7. DOI: <https://doi.org/10.54674/IN.2026.93>. <https://www.iesalc.unesco.org/en/publication/higher-education-global-trends-report>

UNESCO (2026a). AI and the future of education. Disruptions, dilemmas and directions. ISBN: 978-92-3-100784-2. DOI: <https://doi.org/10.54675/KECK1261>. <https://www.unesco.org/en/articles/ai-and-future-education-disruptions-dilemmas-and-directions>.