

Capacidades de dominio de conocimiento como una construcción de nuevas formas de gestión de innovación en países de desarrollo

Autores: Cruz Pérez, Xochitl Margarita*; Rodríguez Torres, Cecilia; Jiménez Castillo, Alberto

Contacto: *xochitl.margarita@yahoo.com

País: México

Resumen

Las competencias que el desarrollo de la Digitalización y la Industria 4.0 está demandando a nivel global, suponen no solo el esfuerzo por parte de las organizaciones y actores de la innovación por colocar un tipo de competencias humanas que permitan operar en el mercado de la oferta-demanda de conocimiento (Bauer, 2015), pero también requiere un tipo de conocimiento tecnológico con una característica dual: amplitud y especialización (Gehrke, 2015). Esta característica no había sido tan notable desde que ocurrió la primera revolución industrial (Schreyögg, 2012). Esto quiere decir que la actual revolución digital caracterizada por una alta dinámica en el cambio tecnológico y una alta demanda de conocimiento está generando cambios importantes e inevitables en las formas tradicionales en que se realizaba la gestión de la innovación, específicamente en relación con la gestión de competencias y conocimiento tradicional (Pérez, 2010); creando una profunda brecha estratégica en los actores de la innovación para responder a esta nueva demanda de conocimiento. Por tanto, las empresas deben crear nuevas acciones para obtener, desarrollar y apoyar nuevas habilidades y capacidades de innovación en sus empleados (Gehrke, 2015). Sin embargo, el problema central no se reduce únicamente a realizar estos esfuerzos, sino que es necesario conocer los principios que sustentan esta nueva dinámica de gestión de la innovación. Actualmente, no existe suficiente claridad y acuerdo entre los expertos en innovación sobre la caracterización de esta nueva dinámica de gestión de la innovación impulsada por la nueva revolución tecnológica. En ese sentido, este trabajo busca una aproximación conceptual de las Capacidades de Dominio de Conocimiento (CDC) a la gestión de la innovación vinculada al desarrollo de nuevas habilidades (Carroll y Helfert, 2015). La metodología utilizada es fundamentalmente cualitativa, basada en investigación aplicada y en estudios de casos que permiten construir una caracterización aproximada de las CDC (Dosi, 1982).

Palabras clave: gestión de la innovación; competencias; revolución tecnológica.

1. Introducción

La adopción de la Inteligencia Artificial (IA) se ha convertido en un impulsor clave de la Transformación Digital (TD), como afirman Montes et al. (2021). En el contexto empresarial y de investigación, se están observando el surgimiento de numerosas empresas emergentes que están promoviendo un ecosistema de IA y generando un impacto significativo en la economía a nivel global (Montes et al., 2021). Según Santos y Massó (2016), las empresas deben adaptar su enfoque en la realización de actividades hacia un paradigma transversal, colaborativo, intuitivo, democrático y altamente tecnológico e inteligente. Esto implica que las organizaciones deben adoptar una mentalidad abierta y receptiva hacia la IA, aprovechando sus capacidades para mejorar la eficiencia operativa, la toma de decisiones y la interacción con los clientes.

Micheli (2018) enfatiza la relevancia de las habilidades de los trabajadores como un factor crucial para cerrar la brecha digital y potenciar la capacidad de innovación de las empresas. En un entorno empresarial

cada vez más digitalizado y tecnológico, las habilidades de los empleados desempeñan un papel fundamental en el éxito y la competitividad de las organizaciones. La adquisición y el desarrollo de habilidades digitales se han convertido en una necesidad para adaptarse y aprovechar las oportunidades que ofrece la era digital.

Al mejorar las habilidades digitales de los empleados, las empresas pueden maximizar el potencial de las herramientas tecnológicas y optimizar su rendimiento y productividad.

De acuerdo con el Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT, 2019), el cambio tecnológico está impactando la demanda de habilidades actuales de manera más acelerada que en períodos anteriores. La pandemia de COVID-19 ha acelerado aún más este proceso, provocando una transformación de los empleos tradicionales hacia tareas no rutinarias que requieren niveles elevados de cualificación y creatividad, según la Universidad de Stanford (2021).

En este contexto, la Inteligencia Artificial (IA) desempeña un papel fundamental. Su dinamismo y capacidad de adaptación son características inherentes al cambio tecnológico, tal como lo han señalado Parayil (1991) y Estevadeordal y Beliz (2017). La IA posee una fuerza tecnológica acumulativa, evolutiva y vertiginosa que amplía la capacidad de la sociedad para abordar problemas de índole social, económica y cotidiana.

El rápido avance de la IA está generando un impacto significativo en el mercado laboral, ya que la demanda de habilidades se está reconfigurando constantemente. Las habilidades que antes eran consideradas fundamentales pueden volverse obsoletas en poco tiempo, mientras que surgen nuevas habilidades relacionadas con el manejo y aprovechamiento de las tecnologías de IA (Brynjolfsson y McAfee, 2014).

La Transformación Digital (TD) ejerce un dinamismo único y acelerado que produce cambios en las organizaciones, de manera similar a las revoluciones industriales previas, según señala el estudio de Bauer et al. (2015). Como resultado, las habilidades y capacidades de los trabajadores también se ven afectadas. Investigaciones de Gehrke et al. (2015) indican que cada revolución industrial ha introducido un conjunto de habilidades y capacidades laborales distintas y más avanzadas que las generaciones anteriores.

En el contexto de la TD, se observa una particularidad en estas habilidades y capacidades, ya que se condensan y se expanden a nivel de competencias, como mencionan Gehrke et al. (2015). Estas competencias presentan una dualidad interesante: amplitud y especialización. En lugar de contradecirse, se complementan mutuamente, definiendo un enfoque híbrido en el ámbito laboral (Gehrke et al., 2015).

La investigación plantea la siguiente pregunta: ¿qué variables teóricas relacionadas con las competencias laborales en el sector de la inteligencia artificial pueden ser útiles para lograr una aproximación conceptual del conjunto de competencias necesarias en este sector? El objetivo de este trabajo es generar aportes teóricos para ampliar los estudios en el campo de la gestión de la innovación, en relación con estrategias y acciones que permitan fortalecer las habilidades de los trabajadores y, así, ampliar las posibilidades de las empresas para mantenerse e innovar en mercados altamente dinámicos y competitivos (Hanusch y Pyka, 2006; Dosi, 1982). Para lograr este objetivo, se utiliza la metodología MAGG (Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara, 2013) para contrastar teorías que se han producido cronológicamente y que han permitido identificar y caracterizar un conjunto de variables (Escott, 2020). Es una metodología que permite sistematizar y simplificar variables en el contexto de la innovación y que finalmente se puede utilizar para conocer el estado del arte del fenómeno en estudio, que en este caso sería la identificación de un conjunto de variables para lograr una aproximación a la definición de las capacidades del dominio del conocimiento en el sector de la IA.

Una vez recopilados los datos relevantes y definidas las variables de interés, se procede a utilizar el método de Análisis Cualitativo Comparativo (QCA) para realizar un análisis más detallado de las configuraciones causales presentes en el estudio.

De acuerdo con (Ragin, 2016), el QCA es una metodología que permite examinar las relaciones entre variables y determinar los conjuntos de condiciones necesarios y suficientes para que ocurra un determinado resultado o fenómeno. El QCA se basa en un enfoque lógico y combina técnicas cualitativas y cuantitativas¹.

En el análisis QCA, se utilizan dos conceptos clave: la cobertura y la consistencia. La cobertura se refiere a la presencia o ausencia de las condiciones en cada caso o unidad de análisis. La consistencia, por otro lado, se refiere a la concordancia entre las condiciones y el resultado observado. Un alto nivel de consistencia indica que las condiciones están presentes en los casos donde ocurre el resultado, mientras que una baja consistencia indica que las condiciones están ausentes en los casos donde ocurre el resultado.

2. Metodología

En la actualidad, se ha llevado a cabo un amplio estudio de las competencias por parte de diversos autores provenientes de diferentes disciplinas, como Spencer y Spencer (1993), Prahalad y Hamel (1990), Lévy-Leboyec (2003), Rychen y Salganik (2003), Schkolnik et al. (2005) y Mertens (1996). En este contexto, el primer objetivo de esta investigación es analizar de manera cronológica las publicaciones de diferentes autores en relación al concepto de competencias en el contexto de la inteligencia artificial. Para lograrlo, se ha seleccionado la metodología MAGG, que toma su nombre de las iniciales de los autores involucrados: Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara (2013). Esta metodología ha sido utilizada en estudios recientes para combinar y contrastar teorías relacionadas con el cambio tecnológico y la Transformación Digital (TD) (Escott, 2020; Escott et al., 2020). El proceso de la metodología MAGG se divide fundamentalmente en cuatro etapas: búsqueda bibliográfica, exploración de la literatura, desarrollo de argumentos y crítica de la literatura.

1. A diferencia de los métodos estadísticos tradicionales, el QCA se centra en analizar las combinaciones de condiciones o configuraciones que conducen a un resultado específico, en lugar de buscar relaciones lineales entre variables. Esto permite capturar la complejidad y la interacción entre diferentes factores que pueden influir en un fenómeno.

TABLA 1. Aplicación de la metodología MAGG

<i>Fase</i>	<i>Actividades</i>
Búsqueda bibliográfica	Objeto de estudio: Identificación de los componentes relacionados con las capacidades del dominio del conocimiento. Selección cronológica de autores basada en las principales teorías y exponentes teóricos destacados. Selección de informes científicos. La lectura seleccionada se lee gradualmente, comenzando con una lectura general y avanzando hacia una lectura profunda y específica. Identificación de los principales argumentos de cada autor.
Exploración de la literatura	Análisis de la evolución del tema a lo largo del tiempo. Identificación de variables relacionadas que afectan al concepto de competencias.
Desarrollo de argumentos	Clasificación de la literatura basada en los enfoques dados por cada autor sobre el concepto de competencias. Identificación ordenada de los argumentos de los autores. Sistematización de la información (Elaboración de una tabla) donde se identifiquen el autor, la definición y las variables utilizadas en relación con los enfoques teóricos y visiones sobre las competencias. Construcción de clasificadores para cada variable, con el fin de unificarlos con otras variables.
Crítica de la literatura	Análisis de la primera tabla para observar de manera comparativa los argumentos de cada autor. Identificación de similitudes y diferencias relacionadas con los enfoques teóricos sobre competencias. Sistematización de nueva información (Preparación de una segunda tabla) para el contraste teórico, comparando los conceptos clave de cada autor desde diferentes enfoques.

Fuente: Elaboración propia basada en Maquina, Álvarez, Guevara y Guevara (2013).

La segunda etapa de la investigación consistió en elaborar, publicar, enviar y gestionar las respuestas del cuestionario a empresas de base tecnológica relacionadas a la IA.

Por último, en la etapa final se utiliza el Análisis Cualitativo Comparativo (QCA) (Ragin, 2006), que permite generar configuraciones incluso en muestras pequeñas para caracterizar las competencias requeridas en las empresas en el contexto dinámico de la TD. Se usa la forma fuzzy set que reconoce los intervalos de las variables entre 0 y 1. Se procesó la información en el software fsQCA (Cooper y Glaesser, 2012)

3. Desarrollo

Para realizar el contraste teórico y de acuerdo a la metodología MAGG, se definieron 13 categorías: actitud, alianzas estratégicas, capacidades, características subyacentes, conocimiento, creencias y valores, emprendimiento e innovación, estándar de efectividad, estructuras de red, arquitectura estratégica, experiencia, habilidades y productividad.

Estas variables fueron la base teórica para la elaboración del cuestionario. Las preguntas fueron elaboradas de forma lógica, categorizada y siguiendo la técnica de embudo (de lo general a lo particular). En total se aplicaron cincuenta y un cuestionarios en empresas de nueve Estados de México. Seis de esos Estados, de acuerdo a INEGI (2022) tienen un PIB mayor al promedio nacional, además, cuentan con el premio de

Competitividad Estatal². Los encuestados tienen un perfil directivo con relación a la aplicación de la IA vinculado a procesos de innovación en la empresa. Posteriormente, la información obtenida fue analizada con el método QCA con el fin de elaborar configuraciones lógicas que presenten composiciones de causalidad compleja y análisis del posicionamiento de las categorías propuestas en el contexto de la TD (Schneider y Wagemann, 2012). La operacionalización del QCA se desarrolló en tres etapas: elección y descripción de los casos, momento analítico e interpretación de los resultados. Se asignó de acuerdo a Ragin (2006) nomenclatura sencilla a las categorías, se excluyen caracteres especiales, acentos y se expresan en minúsculas. La calibración de las preguntas tendrá valores de 0.2, 0.4, 0.6, 0.8 y 1.

TABLA 2. Variables de análisis

Información que relaciona la pregunta	Clave de la variable	Tipo de variable
El conjunto de estas variables da por resultado ventaja competitiva	exito	Dependiente
actitud	actitud	Independiente
alianzas estratégicas	alestrategica	Independiente
capacidades	capacidades	Independiente
características subyacentes	csubyacente	Independiente
conocimiento	conocimiento	Independiente
creencias y valores	cvalor	Independiente
emprendimiento e innovación	einnovacion	Independiente
estándar de efectividad	eefectividad	Independiente
estructuras de red	ered	Independiente
arquitectura estratégica	arestrategica	Independiente
experiencia	experiencia	Independiente
habilidades	habilidades	Independiente
productividad	productividad	Independiente

Fuente: Elaboración propia.

La información es procesada en fsQCA, a partir de una hoja de Excel en formato archivo de valores separados por comas (Legewie, 2013) con los resultados de las encuestas, calibrados para categorías difusas. Posteriormente, se genera la tabla de verdad que mostrará todas las configuraciones causales de las variables e identificar la coincidencia de los casos para cada configuración causal (Ragin, 2006). Se realiza la depuración de frecuencia y posteriormente la depuración por consistencia, estableciendo el nivel de suficiencia igual a 0.8. Después de la depuración por frecuencia y consistencia se aplicó el algoritmo Quine-McCluskey³.

2. Querétaro y la Ciudad de México tienen medalla de oro. Ciudad de México es el estado con mayor número de empresas certificadas como limpias, premio a la mayor fortaleza en el sector educativo, salud e inclusión en el mercado laboral, mayor penetración en servicios financieros y mayor disposición de bajeros automáticos. Querétaro tiene el premio al mayor aprovechamiento de medios electrónicos, mercado de factores, mejor igualdad salarial e innovación.

3. Este proceso permite generar resultados que permitan saber que factores llevan a cumplir la variable dependiente.

4. Resultados

Los resultados obtenidos muestran 5 posibles configuraciones, la Figura 1 muestra los resultados de cada una de las configuraciones.

FIGURA 1. Solución compleja



Fuente: Elaboración propia a partir del software fsQCA.

Se determina que la configuración dos sería la más adecuada basándonos en las siguientes implicaciones:

1. Mayor cobertura de casos: La configuración 2 tiene un raw coverage más alto, lo que significa que las variables seleccionadas están presentes en una mayor cantidad de configuraciones relacionadas con el resultado en estudio. Esto implica que se estarían considerando un mayor número de casos y escenarios relevantes para el análisis.

2. Mayor variabilidad de configuraciones: La configuración 2 también tiene un unique coverage más alto, lo que indica que las variables seleccionadas están presentes en un conjunto más diverso de configuraciones. Esto implica que se estarían capturando diferentes combinaciones de factores que podrían influir en el resultado en estudio, lo que proporciona una visión más completa y holística del fenómeno analizado.

3. Consistencia moderada: La configuración 3 tiene el valor más alto (1), lo que implica una alta consistencia en las configuraciones identificadas en relación con el resultado en estudio. No obstante, las configuraciones 2 y 5 también tienen valores de consistencia bastante altos. Sin embargo, a pesar de que la configuración 2 tiene un valor de consistencia alto, no alcanza el valor máximo de 1. En la configuración 2, se indica que la consistencia es de 0.966024. Esto significa que las variables seleccionadas, en su mayoría, están presentes en las configuraciones que conducen al resultado en estudio, pero aún puede haber algunas configuraciones donde no se cumpla esta regla. En otras palabras, aunque hay una alta consistencia en la presencia de las variables seleccionadas, existen algunas excepciones⁴.

5. Discusión y análisis

Si se analizan las configuraciones obtenidas se puede identificar las siguientes particularidades:

- Configuración 1: No se tiene presencia de las categorías productividad ni estructuras de red
- Configuración 2: No se tiene presencia de la categoría productividad

4. La consistencia moderada sugiere que hay cierta heterogeneidad o variabilidad en las configuraciones identificadas. Esto puede deberse a diferentes factores, como contextos específicos, condiciones particulares o interacciones complejas entre las variables. Es importante considerar estas excepciones o variaciones, ya que pueden proporcionar información valiosa sobre las condiciones en las que las variables seleccionadas son más o menos relevantes.

- Configuración 3: Incluye solo las categorías actitud, características subyacentes, conocimiento, creencias y valores, emprendimiento e innovación y productividad
- Configuración 4: Incluye solo las categorías actitud, alianzas estratégicas, emprendimiento e innovación, arquitectura de red, habilidades y productividad
- Configuración 5: Excluye las categorías capacidades, características subyacentes y estructuras de red

Once de las trece categorías se repiten mayormente en las configuraciones, sin embargo productividad y estrategias de red son excluidas en 2 configuraciones cada una.

La configuración elegida (la configuración dos) permite determinar que la mayoría de las empresas encuestadas no considera la productividad como parte de sus estrategias de innovación. De acuerdo a la definición de esta categoría, lo que se estaría excluyendo son principalmente las actividades rutinarias, fácilmente automatizables, con procesos definidos, compuesta por tareas repetitivas y claras.

6. Conclusiones

Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan varias sugerencias relevantes. En primer lugar, se puede inferir que las empresas incluidas en la encuesta están enfocadas en eliminar de sus estrategias las tareas rutinarias que podrían ser automatizadas. Esto concuerda con los planteamientos de Autor (2015), quien destaca que la inteligencia artificial tiende a reemplazar los puestos de trabajo en la organización que se basan en tareas rutinarias, ya que estas pueden ser codificadas y estandarizadas.

La segunda variable que fue excluida en 2 de las configuraciones es la estrategia de red. En esta categoría, se incluyen las redes formales e informales que pueden ser formadas por empresas grandes, investigadores, universidades, incubadoras, gobierno. Además, incluye la relevancia a la proximidad⁵. En este caso,

Además, otro hallazgo significativo revela que si bien el conjunto de categorías es relevante, su utilización no sigue una jerarquía ni una secuencia específica. En lugar de ello, todas las categorías deben ser empleadas de manera dinámica, y cada una puede tener una relevancia distinta según los objetivos de cada estrategia. Esto destaca la importancia de adoptar un enfoque flexible y adaptable al utilizar estas categorías, reconociendo que su aplicación puede variar en función de las necesidades y metas particulares de cada situación estratégica.

En el marco de la teoría de la innovación organizacional en relación a esta investigación, se plantea una discusión relevante sobre la evolución histórica de la economía, tanto en el ámbito industrial como tecnológico. Históricamente, la especialización del trabajo mediante el uso de habilidades y capacidades específicas ha impulsado importantes avances en el rendimiento empresarial y, especialmente, en el aumento sostenido de la productividad (Pérez, 2005). Sin embargo, en este contexto, la noción de especialización ha experimentado cambios significativos.

Inicialmente, la especialización se basaba en un enfoque vertical, donde los especialistas se enfocaban en habilidades altamente especializadas en un campo específico. Sin embargo, a lo largo del tiempo, ha surgido una tendencia hacia la especialización más generalizada, conocida como especialización de especialistas generalistas. Esta transición ha ido reemplazando gradualmente la especialización vertical como prioridad en la gestión empresarial (Schreyögg, 2012). Este cambio se ha vuelto especialmente evidente en las industrias de producción en masa, donde la necesidad de adaptabilidad y flexibilidad ha impulsado la búsqueda de profesionales con conocimientos más amplios y versátiles.

5. Empresas concentradas territorialmente, con mano de obra local.

Es crucial abordar los interrogantes y desafíos que surgen en la gestión de la innovación organizacional, particularmente en relación a encontrar el equilibrio adecuado entre la especialización y la generalización de las capacidades y habilidades de los empleados. Este planteamiento genera importantes reflexiones sobre cómo las empresas pueden adaptarse a esta evolución y aprovecharla para mejorar su desempeño y productividad.

En primer lugar, es necesario explorar estrategias para gestionar eficazmente la combinación de especialización y generalización en el desarrollo de habilidades y capacidades. ¿Cómo pueden las organizaciones fomentar la especialización en áreas clave mientras cultivan una mentalidad generalista que fomente la adaptabilidad y la innovación? ¿Cuáles son los enfoques más efectivos para identificar y nutrir talentos con habilidades multifuncionales?

Además, es esencial comprender las implicaciones de este cambio en la forma en que las empresas abordan la mejora del desempeño y la productividad. ¿Cómo se redefine el concepto de rendimiento empresarial en este nuevo contexto? ¿Qué estrategias y prácticas pueden implementarse para maximizar la productividad en un entorno donde la especialización y la generalización coexisten? ¿Cómo pueden las empresas garantizar que la diversidad de habilidades y conocimientos se traduzca en un desempeño óptimo?

Estas interrogantes y desafíos plantean la necesidad de investigaciones y enfoques innovadores en la gestión de la innovación organizacional. Comprender y abordar adecuadamente el equilibrio entre la especialización y la generalización en las capacidades y habilidades de los empleados puede brindar a las empresas una ventaja competitiva en un entorno empresarial en constante evolución.

Referencias bibliográficas

Bauer, H.; Baur, C.; Camplone, G.; George, K.; Ghislanzoni, G.; Huhn, W. et al. (2015). *Industry 4.0 - How to navigate digitization of the manufacturing sector*.

Brynjolfsson, E. y McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.

Carroll, N. y Helfert, M. (2015). Service capabilities within open innovation: Revisiting the applicability of capability maturity models. *Journal of Enterprise Information Management*.

Cooper, B. y Glaesser, J. (2012). Qualitative Work and the Testing and Development of Theory: Lessons from a Study Combining Cross-Case and Within Case Analysis via Ragin's QCA. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 13(2).

Dosi, G. (1982). Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research policy*, 11(3), 147-162

Escott, M.P. (2020). *Digitalización cómo nuevo patrón tecnológico dominante: Implicaciones en la innovación universitaria en México* [Tesis de doctorado, Universidad Autónoma de Querétaro].

Escott, M. P., Palacios, R. y Cruz, X. M. (2020). The new complexity and new dynamics of technological change; and its effects on innovation management. *IAMOT 2020 Conference Proceedings* (pp. 1063–1076). International Association for Management of Technology.

Estevadeordal, A. y Beliz, G. (2017). The future of work in Latin American Integration. 4.0. *Integration and Trade Journal*, 21(42).

Gehrke, L.; Kühn, AT.; Rule, D.; Moore, P.; Bellmann, C.; Siemes, S. et al. (2015). *A Discussion of Qualifications and Skills in the Factory of the Future: A German and American Perspective*.

Hanusch, H. y Pyka, A. (2006). Principles of neo-Schumpeterian economics. *Cambridge Journal of Economics*, 31(2), 275-289.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2022). *Indicador Trimestral de la Actividad Económica Estatal*.

Legewie, N. (2013). An Introduction to Applied Data Analysis with Qualitative Comparative Analysis. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 14(3).

Lévy-Leboyec, C. (2003). *Gestión de las competencias: cómo analizarlas, cómo evaluarlas, cómo desarrollarlas*. Gestión 2000.

Marquina, P., Álvarez, C., Guevara, D. y Guevara, R. (2013). *Revisión de literatura esquema Documento de trabajo con esquema para el desarrollo del Trabajo de Investigación Final. Diss. Tesis, modalidad Revisión de Literatura, en CENTRUM católica*.

Micheli, T. y Valle, J. (2018). La brecha digital y la importancia de las tecnologías de la información y la comunicación en las economías regionales de México. *Realidad, datos y espacio revista internacional de estadística y geografía*, 9(2).

Massachusetts Institute of Technology MIT (2019). *MIT report examines how to make technology work for society*. <http://news.mit.edu/2019/work-future-report-technology-jobs-society-0904>

Mertens, L. (1996). *Competencia laboral: sistemas, surgimiento y modelos*.

Montes, R., Melero, F.J., Palomares, I., Alonso, S., Chiachío, J., Chiachío, M., Molina, D., Martínez-Cámara, E., Tabik, S., Herrera, F. (2021). *Inteligencia Artificial y Tecnologías Digitales para los ODS*. Publicación de la Real Academia de Ingeniería.

Parayil, G. (1991). Technological knowledge and technological change. *Technology in society*, 13(3), 289-304.

Pérez, C. (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge journal of economics*, 34(1), 185-202.

Prahalad, C.K. y Hamel, G. (1990). The Core Competence of the Corporation. *Harvard Business Review*, 68(3), 79-91 1990. <https://ssrn.com/abstract=1505251>

Ragin, C.C. (2006). Set relations in social research: Evaluating their consistency and coverage. *Political Analysis*, 14(3), 391-310.

Rychen, D. S. y Salganik, L. H. (eds.). (2003). *Key competencies for a successful life and well-functioning society*. Hogrefe Publishing.

Santos, P. y Massó J. (2016). *Hacia una nueva realidad transformada*.

Schneider Carsten, Q., Wagemann, C. (2012). *SetTheoretic Methods for the Social Sciences. A Guide to Qualitative Comparative Analysis*. Cambridge University Press.

Schreyögg, G. (2012). *Grundlagen der Organisation: Basiswissen für Studium und Praxis [Fundamentos de la organización: conocimientos básicos para la universidad y la práctica]*. Springer Gabler. (Traducción proporcionada por el autor)

Spencer, L. y Spencer, S. (1993). *Competency at work: models for superior performance*. Wiley and Sons

Stanford University (2021). *Artificial Intelligence Index Report 2021*.

Schkolnik, M., Araos, C. y Machado, F. (2005). *Certificación por competencias como parte del sistema de protección social: la experiencia de países desarrollados y lineamientos para América Latina*. CEPAL.