



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Contaduría y Administración  
Especialidad en Doctorado en Gestión Tecnológica e Innovación

**Inteligencia artificial y capacidades de dominio de conocimiento como drivers para la adaptación tecnológica**

Opción de titulación

**Tesis**

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de  
Doctorado en Gestión Tecnológica e Innovación

**Presenta:**

M.T.W. Xóchitl Margarita Cruz Pérez

Dirigido por:

Dr. Luis Rodrigo Valencia Pérez

Dr. Luis Rodrigo Valencia Pérez  
Presidente  
Dr. Juan José Méndez Palacios  
Secretario  
Dr. Martín Vivanco Vargas  
Vocal  
Dr. León Martín Cabello Cervantes  
Suplente  
Dra. Lilia Angélica Salcedo Mendoza  
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, México



Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales  
de Información



Inteligencia artificial y capacidades de dominio de  
conocimiento como drivers para la adaptación  
tecnológica

**por**

Xochitl Margarita Cruz Pérez

se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons  
Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0  
Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

**Clave RI:** CADCC-121739

## **DEDICATORIAS**

A mi familia:

Por su amor, apoyo y paciencia durante todo mi camino académico. Por darme ánimos, risas y momentos de desconexión que me ayudaron a sobrellevar los momentos de estrés.

Por acompañarme en esta travesía y enseñarme que perseverar.

Gracias por haberme dejado una huella imborrable en mi vida.

## AGRADECIMIENTOS

Expreso mi más sincero agradecimiento a la Universidad por brindarme la oportunidad y apoyo en la realización de mis estudios doctorales. A la División de Estudios de Posgrado e Investigación de la Facultad de Contaduría y Administración por abrirme el espacio hacia el camino del aprendizaje y la investigación.

A mi director de tesis, el Dr. Luis Rodrigo Valencia Pérez, por creer en mí, por apoyarme, guiarme, impulsarme y dirigirme con profesionalismo y disciplina. A mi Co-Director, el Dr. Rafael Palacios Bustamante por enseñarme sin juzgar, por ayudarme a descubrir mis capacidades y las de otros, por apoyarme en cada idea y darle forma en un entorno cambiante y riguroso. Al Dr. Julio César Alcántar Flores, a quien reconozco como catedrático con pasión, de quien aprendí el entorno teórico y metodológico. A la Dra. Maria del Pilar Escott Mota, a quien admiro y tengo la fortuna de llamar amiga, por no dejarme caer y compartirme su conocimiento sin medida. A Cecilia y Alberto, por ser una lumbre en cada noche de desvelo, por inspirarme y sembrar en mí, la sed de aprendizaje. A mis maestros, amigos y compañeros de trabajo, quienes fueron mi soporte en cada etapa y me animaron a seguir adelante.

Agradezco a mis sinodales, docentes y administrativos, por su tiempo, por no verme como un alumno más, por el contrario, por hacerme sentir especial y afortunada.

"El agradecimiento es una poderosa expresión de amor y gratitud que no solo enriquece al receptor, sino que también enriquece al que lo da, haciendo que ambos se sientan más felices y conectados."

## INDICE

DEDICATORIAS .....	- 2 -
AGRADECIMIENTOS .....	- 3 -
INDICE .....	- 4 -
INDICE DE FIGURAS.....	- 7 -
INDICE DE TABLAS .....	- 9 -
ABREVIATURAS Y SIGLAS .....	- 10 -
RESUMEN EN ESPAÑOL .....	- 12 -
ABSTRACT .....	- 13 -
CAPITULO 1 .....	- 14 -
INTRODUCCIÓN .....	- 14 -
1.1 Estructura de la investigación .....	- 17 -
1.2 Antecedentes y estado de la investigación .....	- 18 -
1.3 Pregunta de investigación y argumentación.....	- 25 -
1.4 Objetivos de investigación .....	- 27 -
1.5 Metodología de investigación .....	- 28 -
CAPITULO 2 .....	- 30 -
MARCO REFERENCIAL DE LA INVESTIGACIÓN .....	- 30 -
2.1. Cambio tecnológico, transformación digital: Sus efectos en el desarrollo de nuevas competencias en el marco de la gestión de innovación.....	- 30 -
(a) Cambio tecnológico global .....	- 31 -
(b) Transformación digital .....	- 36 -
(c) Inteligencia artificial .....	- 44 -

(d) Innovación y Emprendimiento: .....	53 -
- Sobre la Innovación: .....	53 -
- Sobre el emprendimiento .....	62 -
CAPITULO 3 .....	67 -
LAS COMPETENCIAS COMO MARCO TEÓRICO ANALÍTICO Y CONCEPTUAL DE LA INVESTIGACIÓN .....	67 -
3.1. Competencias, habilidades y capacidades en la gestión de innovación en las empresas .....	67 -
3.2 Diferencias clave sobre habilidades y competencias .....	73 -
3.3 Dinámica de las competencias en la transformación digital .....	75 -
CAPITULO 4 .....	83 -
Una aproximación metodológica para la conceptualización y análisis de las capacidades de dominio de conocimiento .....	83 -
4.1. Enfoque metodológico MAGG. ....	83 -
4.1.1 Aplicación de la metodología MAGG .....	84 -
A) Sobre la búsqueda de literatura .....	84 -
B) Exploración de la literatura .....	85 -
C) Desarrollo del argumento .....	93
D) Crítica de la literatura.....	96
4.2. Diseño metodológico, presentación de estudios de caso y análisis de resultados ..	100
4.2.1. Diseño del cuestionario .....	102
4.3. Caracterización de metodologías de análisis: Aproximación teórica conceptual de las capacidades de dominio de conocimiento.....	104
4.3.1. Método k-means.....	104
4.3.2. Método del Codo de Jambú.....	108

4.3.3. Principal Component Analysis (PCA) .....	109
4.3.4. Text Mining para variables cualitativas .....	115
A) Aplicación de la técnica Text Mining .....	116
B) Técnicas de representación del texto procesado .....	117
4.4. Método K-means y la aproximación conceptual y análisis de variables vinculadas con el dominio de conocimiento .....	119
4.4.1. Procedimiento de análisis mediante k-means .....	120
4.4.2 Aplicación del método Principal Component Analysis (PCA).....	133
4.4.3. Aplicación del Text Mining en la evaluación de las respuestas de tipo cualitativas .....	146
DISCUSIÓN DEL ANÁLISIS CUALITATIVO Y CUANTITATIVO .....	162
CONCLUSIONES .....	173
REFERENCIAS .....	183
ANEXOS .....	237

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Operacionalización de los conceptos.....	- 30 -
Figura 2. Componentes esenciales de la Transformación Digital.....	- 38 -
Figura 3. Olas de la digitalización.....	- 43 -
Figura 4. Orígenes de la Inteligencia Artificial.....	- 45 -
Figura 5. Análisis FODA del ODS 8 .....	- 51 -
Figura 6. Recomendaciones en el uso de la IA y Tecnologías Digitales .....	- 52 -
Figura 7. Ciclo de negocio de acuerdo a Schumpeter de cuatro fases .....	- 55 -
Figura 8. Corrientes de investigación del emprendimiento .....	- 64 -
Figura 9. Teorías de emprendimiento según las corrientes principales .....	- 65 -
Figura 10. Diferencia entre los conceptos destreza, habilidad, capacidad y competencia-	67
-	
Figura 11. Modelo de Iceberg Spencer y Spencer .....	- 71 -
Figura 12. Mapa conceptual aproximativo de las capacidades de dominio de conocimiento .....	87
Figura 13. Categorización y composición de las capacidades de dominio de conocimiento	97
Figura 14. Flujograma del diseño metodológico utilizado en la investigación.....	101
Figura 15. Limitación del método k-means respecto a la optimización de centroides globales .....	105
Figura 16. Análisis mediante K-means con outliers vs sin outliers .....	106
Figura 17. Representación de los datos originales para el análisis mediante PCA.....	112
Figura 18. Representación de los datos transformados por el PCA.....	112
Figura 19. Datos transformados con el segundo componente descartado .....	113
Figura 20. Rotación inversa usando solo el primer componente .....	113
Figura 21. Representación de la varianza explicada acumulada.....	114
Figura 22. Características del archivo a analizar .....	121
Figura 23. Resumen de datos estadísticos sin normalizar.....	125
Figura 24. Resumen de los datos estadísticos normalizados.....	126
Figura 25. Uso de la técnica Codo de Jambú .....	127
Figura 26. Dataframe con los dos componentes principales.....	128



Figura 27. Gráfica de clusterización de encuestados por medio de PCA .....	129
Figura 28. Descriptivo de la base de datos de las características sin normalizar .....	130
Figura 29. Aplicación de la técnica Codo de Jambú a la base de datos de características	131
Figura 30. Resumen de la aplicación de PCA a la base de datos de las variables .....	131
Figura 31. Gráfica de clusterización de las características por medio de PCA.....	132
Figura 32. Resumen del Dataset normalizado agrupado por categoría.....	134
Figura 33. Importancia de los componentes .....	135
Figura 34. Varianza acumulada explicada .....	136
Figura 35. Representación de observaciones sobre componentes principales.....	137
Figura 36. Representación de variables sobre componentes principales .....	139
Figura 37. Contribución de las categorías dentro de los componentes principales .....	142
Figura 38. Proyección de los datos en las dos primeras componentes.....	143
Figura 39. Agrupamiento por tipo de empresa.....	145
Figura 40. Gráfico de barras de concurrencia de la variable actPositiva .....	149
Figura 41. Nube de palabras de la variable actPositiva .....	150
Figura 42. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable actNegativa .....	152
Figura 43. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable detCompetencias.....	154
Figura 44. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable detValores.....	156
Figura 45. Red de texto para la variable actPositiva.....	158
Figura 46. Red de texto para la variable actNegativa .....	159
Figura 47. Red de texto para la variable detCompetencias.....	161
Figura 48. Red de texto para la variable detValores .....	161
Figura 49. Capacidades de dominio de conocimiento .....	179

## **INDICE DE TABLAS**

Tabla 1. Procedimiento metodológico de la investigación .....	- 29 -
Tabla 2. Revoluciones tecnológicas y sus características .....	- 33 -
Tabla 3. Criterios de distinción entre habilidad y competencia .....	- 74 -
Tabla 4. Aplicación de la metodología MAGG .....	- 83 -
Tabla 5. Variables que caracterizan las competencias .....	88
Tabla 6. Matriz de contrastación teórica. Aproximación a las Capacidades de Dominio de Conocimiento en el contexto de la transformación digital y la Inteligencia Artificial. ....	93
Tabla 7. Categorización y Definición de variables analizadas .....	122
Tabla 8. Relación Efectividad y Productividad.....	141
Tabla 9. Características de las variables cualitativas evaluadas en el cuestionario .....	147

## ABREVIATURAS Y SIGLAS

CEDEFOP	Centro Europeo para el Desarrollo de la Formación Profesional
CIO	Chief Information Officer
COVID-19	Enfermedad por Coronavirus de 2019
CT	Cambio Tecnológico
CTO	Chief Technology Officer
FODA	Fortalezas, Oportunidades, Debilidades y Amenazas
GTCI	Global Index Competitiveness Index
IA	Inteligencia Artificial
IoT	Internet of Things
I+D	Investigación y Desarrollo
INEGI	Instituto Nacional de Estadística y Geografía
MAGG	Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara
MiPyME	Micro, Pequeñas y Medianas Empresas
OCDE	Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos
ODS	Objetivos de Desarrollo Sostenible
OIT	Organización Internacional del Trabajo
PCA	Principal Component Analysis
RGV	Resource-Based View
ROI	Return On Investment
WEF	World Economic Forum
SHCP	Secretaría de Hacienda y Crédito Público
SNI	Sistema Nacional de Innovación
STEM	Science, Technology, Engineering y Math
TED	Theory of Economic Development
TD	Transformación Digital

UNESCO Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura

WCSS Within-Cluster Sum of Squares

## **RESUMEN EN ESPAÑOL**

La transformación digital está influenciada por un alto dinamismo del cambio tecnológico, exigiendo, por lo tanto, de nuevos conocimientos y cambios en el campo de la gestión de la innovación. A las empresas se les está presentando severos problemas no solo para adaptarse a la transformación digital, sino, también para innovar con las capacidades actuales de conocimiento. En este sentido, se demandan nuevas habilidades, nuevas formas de especialización nuevos conocimientos, capacidades y competencias. Esta investigación se centra fundamentalmente en el análisis de las competencias de los trabajadores en el sector de inteligencia artificial. La presente investigación plantea como pregunta, determinar qué variables relacionadas con las competencias y la transformación digital tiene el potencial de constituir un enfoque teórico relacionado con las capacidades de dominio de conocimiento en sectores de alta tecnología. Para ello se selecciona como muestra el sector de inteligencia artificial en México, donde es posible verificar la presencia y ocurrencia de estas variables. La operacionalización metodológica de la investigación presenta las siguientes premisas: a) Existen claras evidencias que el enfoque de capacidades de dominio de conocimiento visto como un todo, se constituye en una estrategia central en la gestión de innovación de las empresas; b) Las capacidades de conocimiento aportan a los estudios de innovación elementos de discusión teórica respecto a la gestión estratégica de competencias en innovación, como por ejemplo el encuentro de la ampliación y especialización de conocimientos en una misma función de los trabajadores.

**Palabras clave:** Inteligencia Artificial, Capacidades de Dominio de Conocimiento, Adaptación Tecnológica

## **ABSTRACT**

The digital transformation is influenced by a high dynamism of technological change, demanding new knowledge and changes in the field of innovation management. Companies are facing severe problems not only to adapt to digital transformation but also to innovate with their current knowledge capabilities. In this sense, new skills, new forms of specialization, new knowledge, capabilities and competences are demanded. This research focuses mainly on the analysis of the competences of workers in the artificial intelligence sector. The present research poses the question of determining which variables related to competences and digital transformation have the potential to constitute a theoretical approach related to knowledge domain capabilities in high-tech sectors. To achieve this, the artificial intelligence sector in Mexico is selected as the sample, where it is possible to verify the presence and occurrence of these variables. The methodological operationalization of the research presents the following premises: a) There is clear evidence that the approach of knowledge domain capabilities seen as a whole constitutes a central strategy in the innovation management of companies; b) knowledge capabilities contribute to innovation studies with elements of theoretical discussion regarding the strategic management of competences and innovation, such as the encounter of the expansion and specialization of knowledge in the same worker function.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Knowledge Domination Capacities, Technological Adaptation

## **CAPITULO 1**

### **INTRODUCCIÓN**

Partiendo de la cronología tecnológica, se observa que la tecnología tuvo un tiempo de desarrollo amplio en sus inicios prehistóricos, sin embargo, desde del siglo XIX surgen numerosos y progresivos inventos en un tiempo corto (Roitter, 2019). La evolución y auge de las tecnologías sufrieron una aceleración durante la segunda mitad del siglo XX, en aquella época se presentó el uso generalizado del teléfono y la electricidad, la televisión, computadora, automóvil y distintos descubrimientos que transformaron la vida del ser humano en una forma irreversible, radical, y aceleradamente como no había ocurrido antes (Kurzweil, 2012). La dinámica de la transformación digital experimenta un ritmo acelerado exponencial, donde a diferencia del crecimiento lineal, se caracteriza por comenzar de forma casi imperceptible, pero su variación en el tiempo es proporcional a su valor, es decir, crece cada vez más rápido conforme avanza el tiempo (Escott, 2020; Escott et al., 2020; Palacios et al., 2021). La tecnología inteligente tiene una velocidad de expansión equivalente al doble del promedio de las demás tecnologías (Kurzweil, 2012). Esto significaría, el nacimiento de nuevas tecnologías digitales que supondrán cada vez más nuevas capacidades para su uso y creación de valor. El dinamismo actual observado del cambio tecnológico, no se esperaba en tan corto tiempo (Haefner, 2021; Escott, 2020; Escott et al. 2020). La transformación digital es impredecible (Kurzweil, 2012), lo cual afirma las hipótesis de trabajos en el campo de los estudios de innovación sobre el carácter dominante que ejerce la digitalización (Escott, 2020; Escott et al., 2020; Palacios et al., 2021).

En este contexto y aunado a la dinámica del cambio tecnológico, la Inteligencia Artificial (IA) es una de las tecnologías que mayormente están impactando de forma determinante en la economía global (Montes et al., 2021; Haefner et al., 2021; Moe et al., 2021; Cockburn et al., 2018; Duch-Brown, 2021). Las empresas basadas en sistemas tradicionales deben buscar la adaptación a los nuevos esquemas demandados hacia una nueva forma digitalizada que permita estructuras transversales, colaborativas, intuitivas, innovadoras tecnológicas y competitivas (Romero, 2016; Cabrerizo, 2016; Ortiz, 2016; Maydón, 2016; Corujo & Cortés, 2016; Covarrubias, 2016). Es así, como las competencias que aprenden y desarrollan los

empleados dentro de las organizaciones se constituyen en un factor que permitiría por lo menos en un tiempo determinado mantener la competitividad de las empresas, pero también podría ayudar a aumentar su capacidad de innovación y adaptación (Micheli & Valle, 2018).

La demanda de nuevas competencias, entendidas - en un primer momento como capacidades y conocimientos -, se observa en la actualidad de forma más pronunciada en comparación a las anteriores revoluciones tecnológicas. De acuerdo a Gehrke et al. (2015) y Roitter (2019) cada revolución industrial modificó las capacidades laborales con respecto a la revolución anterior, sin embargo, la particularidad de esta revolución tecnológica es el espacio en que estas capacidades se desenvuelven.

El COVID-19 ha sido un factor que ha provocado una aceleración en las exigencias de habilidades tradicionales en el desarrollo de tareas no rutinarias con un alto nivel de cualificación e innovación digital (Zimmermann, 2020; Brakman et al., 2021). Adicionalmente, las restricciones propias de la pandemia como por ejemplo las reglas del distanciamiento social, cierre de fronteras, restricción de viajes y comercio internacional incrementaron el uso de tecnologías en formatos virtuales donde fue necesario realizar tareas colaborativas digitales más eficientes (Schwab & Malleret 2020; Cohron et al., 2020). Pero, también, existen otros factores como, por ejemplo, el cambio climático, el cual está impactando de forma relevante a todos los sectores de la economía (Cueva, 2014). En la industria automovilística, por ejemplo, se experimentan cambios radicales en la forma de construir y distribuir los autos aprovechando intensivamente la inteligencia artificial y utilizando un enfoque altamente ecológico (Schwab & Malleret 2020).

Estos indicios constituyen el fundamento causal que permite inferir que las empresas a nivel global están siendo afectadas de forma intensa por estos cambios tecnológicos; que les exige una adaptación inmediata, principalmente aprovechando el capital de conocimiento y capacidades de innovación existentes. No obstante, esto no sería suficiente, si al mismo tiempo esta transición o cambio que se experimenta no es acompañada por una creación de nuevos enfoques de innovación respecto al capital humano (Katz, 2018; Echeverría & Martínez, 2018). Se entiende en este contexto por capital humano la condición para poder desarrollar el proceso de adaptación y difusión de tecnología dentro de las empresas en la



transformación digital (Schwab & Malleret 2020; Roitter, 2019). Según Malerba (2020), la IA representa una fuerza acumulativa tecnológica, evolutiva y veloz, que al ser combinada con las competencias laborales adecuadas permite a las organizaciones resolver problemáticas sociales, económicas, de salud, gubernamentales y laborales cotidianas, por lo que el análisis del capital humano y sus capacidades de adaptación a la transformación digital es de gran relevancia.

El enfoque de Malerba (2020) se constituye en uno de los enfoques teóricos más relevantes de esta investigación a la hora de abordar la IA como motor en el desarrollo de capacidades de nuevos conocimientos y competencias. Una aproximación a nuevos enfoques sobre las competencias de los trabajadores en la economía de la innovación, requiere de la identificación de muchos elementos (variables) que permitan estructurar y caracterizar este nuevo tipo de conocimientos y competencias. Se trata, entonces, de aportar en la actual actividad de desarrollo teórico de la economía de la innovación nuevos elementos e inputs sobre la dinámica de las competencias en la transformación digital (Escott, 2020; Escott et al., 2020; Palacios et al., 2021).

La pregunta de investigación se relaciona con los retos de la teoría de la innovación respecto al tema de las competencias en la industria de alta tecnología, es por ello relevante, saber acerca de la composición teórica que podrían tener las nuevas competencias de los trabajadores en el sector de IA. Con ello, también se busca conocer un conjunto de competencias para fortalecer la capacidad de gestión de innovación de estas empresas y establecer estrategias para fortalecer las competencias de los empleados y organizaciones aumentando las posibilidades de innovación en mercados dinámicos y competitivos (Hanusch & Pyka, 2006; Dosi, 1982; Coccia, 2018; Cantner & Vannuccini, 2018; Reinhardt, 2020).

La investigación emplea el análisis cualitativo – interpretativo<sup>1</sup> y el análisis cuantitativo para responder a los desafíos teóricos y metodológicos de la investigación. En el primer caso, se

---

<sup>1</sup> Los investigadores asumen que las personas recurren a la generación y vinculación de sus propios significados subjetivos al interactuar con la sociedad. Por lo cual se intenta entender los fenómenos presentados teniendo acceso a la interpretación de los participantes. Sin embargo, tiene como premisa los criterios como el uso de

utiliza el enfoque propuesto por Orlikowski & Baroudi (1991), con el que es posible proponer los elementos teóricos que resalten el valor de las competencias en medio de la estructura económica global. Adicionalmente, se utilizó la metodología propuesta por Marquina, Álvarez, Guevara & Guevara (2013) para contrastar las teorías de diversos autores en una línea de tiempo, y así caracterizar un conjunto de variables relacionadas a las competencias laborales en el contexto del cambio tecnológico. Esta metodología - utilizada en estudios recientes relacionados a la gestión de innovación y transformación digital (Escott, 2020; Palacios et al., 2021) -, permite identificar, sistematizar y simplificar variables desde la teoría. Mediante esta metodología fue posible esquematizar el estado del arte de las competencias laborales de los trabajadores del sector IA; de forma tal que se identificaran más claramente las variables que en su conjunto se aproximaran a un enfoque de competencias basadas en las capacidades de dominio de conocimiento.

A través del método de contrastación teórica (Marquina et al., 2013), fueron identificadas 150 variables inicialmente, sin embargo, se simplificaron por medio de la metodología MAGG a 34. Las competencias están vinculadas estrechamente con la gestión de la innovación y sus acciones que de acuerdo a Cantner (2018) describen las capacidades de innovación de las organizaciones.

Por otro lado, en el enfoque cuantitativo se utilizaron técnicas de Machine Learning. Ellas permiten realizar predicciones basadas en la experiencia (Mohri et al., 2018). En los sistemas computacionales, la experiencia tiene forma de datos, el machine learning busca crear algoritmos de aprendizaje basados en las observaciones de información (Zhou, 2021). Esta técnica permitió en esta investigación identificar patrones relacionados que permitan identificar variables multidimensionales y representarlos de tal manera que se pueda realizar propuestas teóricas basadas en datos.

## **1.1 Estructura de la investigación**

La investigación está compuesta por cuatro capítulos, teniendo un orden vinculado a los objetivos de investigación anteriormente descritos. En el Capítulo 1, se abordan los

---

variables cuantificables, diseño de inferencias sobre un fenómeno en una población y la búsqueda de reglas y relaciones causales.

fundamentos de la investigación: a) antecedentes de la investigación, b) definición del problema de investigación, c) justificación, d) objetivo general y objetivos específicos y e) la metodología de investigación. El Capítulo 2 por su parte está conformado por el marco conceptual y el marco referencial de la investigación, el cual permite darle el soporte teórico necesario a la hipótesis de investigación planteada y operacionaliza los conceptos y contexto de la investigación como, por ejemplo: cambio tecnológico global, gestión de la innovación, transformación digital, emprendimiento, inteligencia artificial y competencias, entre otros. En el Capítulo 3 se describe la metodología y se operacionaliza el conjunto de variables teóricas identificadas, así como también, se describe el comportamiento de estas variables. Aquí no solo se delimitan las variables, sino también es posible observar el impacto de ellas a través de la aplicación de metodología Machine Learning. Esta metodología permitió abordar la complejidad numérica potenciada por las variables identificadas para generar la información y datos. Con esta metodología fue posible determinar el comportamiento y clusterización de las variables que fue observado en la aplicación de encuestas a empresas relacionadas con la IA, mediante el uso del método de PCA y K-means y técnicas como el Text Mining. Todas ellas, en su conjunto permiten dar mayor profundidad a los resultados obtenidos en la evaluación de las variables.

## **1.2 Antecedentes y estado de la investigación**

A partir de la cuarta revolución industrial liderada por los crecientes avances tecnológicos, el mercado laboral ha cambiado de forma radical (Schwab & Malleret, 2020). Diversas investigaciones como las publicadas por Darlington (2018) y Palacios et al. (2021) revelan que los empleados y los procesos automatizados compartirán carga de trabajo, por lo que se espera que ciertos sectores crezcan y tengan que experimentar nuevos roles en áreas como: educación, energías renovables, tecnologías de la información, atención médica, recursos humanos, entre muchos otros.

Mazzucato (2018), Nübler (2016); Hejis (2016) y Freeman (1997) por su parte, han afirmado que históricamente las competencias del ser humano son un “punto medular” para que los

países puedan competir en la economía de la innovación<sup>2</sup>. Siguiendo esta línea de pensamiento, en el marco de estrategias de la OCDE (2017), se establecen 3 pilares fundamentales para analizar las fortalezas y debilidades de un país: a) desarrollo de competencias<sup>3</sup> relevantes, desde la infancia hasta la edad adulta. b) activación de esas competencias en el mercado laboral y c) uso de esas competencias de forma eficaz para la economía y la sociedad.

La relación del nacimiento de nuevas tecnologías y las exigencias de las competencias puede comprenderse con mayor profundidad cuando se utiliza de referencia a Schumpeter (1942) y el término “destrucción creativa” utilizado por él para darle el valor a la innovación dentro de la estructura económica de la sociedad. El desarrollo y crecimiento económico de las sociedades ocurre a través de olas de crecimiento que son originadas por innovaciones disruptivas o radicales que revolucionan la manera en la que se hacen las cosas. Estos periodos son momentáneos y son precedidos por periodos de crisis y saturación de mercado (Schumpeter, 1939); tal y como se puede observar en las aceleraciones de la innovación tecnológica en los periodos de depresión, donde estas innovaciones fueron los impulsores de la recuperación económica. La irrupción de nuevas industrias desata una transformación en el modo en el que se “hacen las cosas” en toda la economía. Cada revolución tecnológica induce un cambio de paradigma (Pérez, 2005). Es por lo tanto posible, que el surgimiento de un nuevo paradigma tecnoeconómico afecte la innovación y también la inversión<sup>4</sup>.

Los aportes antes citados brindan elementos convincentes sobre la dinámica experimentada por el cambio tecnológico, pero también relaciona aspectos de la estructura social y económica de los países y asimismo la variabilidad de las actividades de los trabajadores dentro de las empresas (Schumpeter, 1939; Schumpeter, 1941; Pérez, 2001; Pérez 2005).

---

<sup>2</sup> Para Schumpeter (1942) el concepto abarca múltiples conceptos que son sintetizados en cinco categorías principales: (1) La innovación del producto; (2) La innovación del proceso; (3) la apertura de nuevo mercado; (4) la aparición de nuevas fuentes de materiales para la producción; (5) la emergencia de nuevas formas organizativas de la industria.

<sup>3</sup> La OCDE (2017) define competencias como el conjunto de conocimientos, habilidades o destrezas que pueden aprenderse y que permiten que los individuos realicen una tarea o actividad de manera adecuada y sistemática, y que puede adquirirse o ampliarse a través del aprendizaje

<sup>4</sup> Pérez (2005) acuña el concepto a un modelo de óptima práctica constituido por un conjunto de principios tecnológicos y organizativos, genéricos y ubicuos.

Según Estevadeordal (2017) se evidencia que, en la dinámica del cambio tecnológico y los ciclos económicos, las competencias son vitales para que los individuos y sus países prosperen en un ambiente complejo, interconectado y cambiante y, por lo tanto, las políticas para el desarrollo de las competencias desempeñan un papel central a nivel global. Los factores demográficos, el desarrollo productivo de los países, los nuevos modelos empresariales, visiones políticas, la globalización y las nuevas tecnologías están transformando la forma en la que las personas trabajan, viven y aprenden. Las personas necesitarán niveles más altos y diferentes tipos de competencias (Salazar-Xirinachs, 2016).

Investigaciones anteriores confirmaron que la aceleración de las capacidades de la IA daría paso a la automatización de algunas tareas que anteriormente se realizaban por el ser humano de forma rutinaria (Lee, 2016; Perset et al., 2020). Estos cambios han abierto nuevas oportunidades, sin embargo, también alteran la dinámica de la vida de muchas personas.

Squicciarini et al. (2021) aseguran que existe incertidumbre sustancial sobre los efectos y la velocidad con la que ocurren estos cambios y podrían adicionalmente experimentarse tendencias básicas en la fuerza laboral. También podrían sobrevenir cambios acelerados en el mercado laboral que modifiquen las capacidades demandadas de los trabajadores (Schwab & Malleret, 2020).

Las competencias, -tal como lo mencionaron ya Mazzucato (2018), Nübler (2016); Hejis (2016) y Freeman (1997) - son, por lo tanto, en núcleo central en la prosperidad y bienestar de los países. Sin embargo, hoy en día muchas organizaciones se ven imposibilitadas a beneficiarse de la economía digital emergente porque no poseen las competencias necesarias para dominar esa tecnología (Estevadeordal, 2017; Smith, 2016). A pesar de que los beneficios potenciales de la IA son importantes, aprovecharse de ellos representa un gran reto. En la actualidad el uso gubernamental de la IA está muy por detrás del sector privado (Berryhill et al., 2019). Se requiere, no solo las competencias adecuadas para llevar a cabo las nuevas formas de trabajo, sino también “capturar” el valor de esta tecnología (Lanvin & Evans (2020).

La IA crea oportunidades para reducir costos y aumentar la eficiencia debido a que tiene la posibilidad de ver datos y patrones a una escala macro, donde las capacidades del humano no pueden (Stone et al., 2016). Según Iglesias et al. (2020), derivado de la pandemia del COVID-19, alrededor del mundo, la IA ha funcionado como una herramienta tecnológica fundamental para la reducción de costos, delegación de responsabilidades y participación de la población. Para Chiu (2017) la Inteligencia Artificial tiene todos los elementos para ser parte de la nueva oleada de disrupción digital y sugiere que las empresas deberían estar preparadas para ello. De acuerdo a Lee (2018) encuentran beneficios reales incluso para aquellas empresas adoptantes tempranas de la IA; se estima que en el 2016 Google y Baidu gastaron de 20 a 30 billones de dólares en Inteligencia Artificial (Montes, 2021; Paris et al., 2017). Los patrones de adopción ilustraron una brecha creciente entre los adoptadores de IA digitalizados y aquellos que aún no han incorporado esta tecnología; por lo tanto, los primeros usuarios ya están generando ventajas competitivas (Micheli & Valle, 2018). Según Chiu (2017) la adopción de la IA promete muchos beneficios, sin embargo, existen desafíos al requerir un adecuado ecosistema digital compuesto por datos, herramientas, flujos de trabajo, legalidad, seguridad, competencias, cultura y ética (Scherer, 2015; Schwab, 2019). De acuerdo a la OCDE (2017) México<sup>5</sup> se enfrenta actualmente a ocho desafíos planteados<sup>6</sup> como un reto prioritario, tanto a nivel escolar, laboral, gubernamental y nacional: (1) Mejorar el nivel de competencias de los estudiantes de educación obligatoria, (2) Aumentar el acceso

---

<sup>5</sup> México lleva algunas décadas experimentando una transformación de su economía y aun cuando estos cambios se ven reflejados en una economía más abierta y atractiva, las condiciones de vida de un gran número de mexicanos son desfavorable (Huesca & Ochoa, 2016). México tiene una tendencia marcada por especializarse en actividades de bajo valor agregado, lo que le da una mayor preponderancia hacia empleos informales, sector este que representan más del 50% de la ocupación de empleo a nivel nacional (INEGI, 2020). Huesca & Ochoa (2016), concluyen que las actividades informales de tipo manual, así como las actividades rutinarias dan por resultado una mayor desigualdad salarial en México. Es este sector, quién tiene menos probabilidades de recibir formación que permita un uso más eficiente de sus competencias, así como menor posibilidad de promoción individual (Roitter, 2019). Para la sociedad mexicana, este sector laboral representa, además, costos sociales altos y pérdida de ingresos fiscales que podrían haber sido invertidos en el mejoramiento de la población (Montes et al., 2021). Las startups locales de IA en México representan un elemento relevante, mayormente, ellas proponen soluciones innovadoras que podrían impulsar el desarrollo de la economía, sin embargo, a pesar de que, en la actualidad, México es considerado como el segundo país de Latinoamérica en la producción y colaboración de artículos científicos publicados, con un registro de 464 investigadores relacionados con la IA, la concentración de estos profesionales se centra principalmente en un solo Estado de la República, por lo que son aún iniciativas aisladas (Iglesias et al., 2020).

a la educación superior a la vez que se mejora la calidad y la relevancia de las competencias desarrolladas en la educación superior, (3) Eliminar las barreras en el ámbito de la oferta y la demanda a fin de activar las competencias en el empleo formal, (4) Promover la activación de competencias de grupos vulnerables, (5) Mejorar el uso de las competencias en el trabajo, (6) Apoyar la demanda de mayores competencias a fin de impulsar la innovación y la productividad, (7) Respalda la colaboración entre el gobierno y las partes interesadas para alcanzar mejores resultados en materia de competencias, (8) Mejorar el financiamiento público y privado para las competencias.

Sobre las competencias de los trabajadores en el sector de IA en México, los estudios de Huesca & Ochoa (2016) sugieren que existe un sesgo significativo entre las oportunidades laborales de los trabajadores con que poseen las competencias necesarias en comparación con los trabajadores que carecen de ellas. Las investigaciones de Katz & Kearney (2008); Acemoglu et al., (2011) y Jara & Ochoa, 2020 infieren que la introducción de nuevas tecnologías requerirá la resolución de problemas no rutinarios, desarrollo de pensamiento lógico y crítico, habilidades intrapersonales y resolución de conflictos. Esto quiere decir, que incluso para los trabajadores que poseen ciertas competencias en el sector de IA, el conjunto de competencias que exige esta tecnología se complejiza cada vez más, en la medida en que se desarrolla la difusión tecnológica en el sector a nivel de las empresas y toda la estructura económica de un país (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Lee & Qiufan, 2021)

México presenta una brecha de adopción de la IA. Algunos actores han llamado la atención sobre la necesidad de establecer estrategias para fomentar la IA (Albrieu et al., 2018; Gómez et al., 2018; Ruiz, 2021). Ellos han afirmado que uno de los mayores retos que enfrenta México consiste en unir los esfuerzos de algunas dependencias, órganos, iniciativa privada y universidades para actuar de forma conjunta y no desarticulada, así como elaborar estrategias y políticas públicas específicas en el sector de la IA orientadas a crear condiciones (capacidades y conocimientos) de desarrollo de tecnología y digitalización. Aunque México muestra algunos avances en el campo de la política pública respecto a la IA, aún se encuentra rezagado y en etapas; sobre todo en las formas de adopción de la tecnología (Estevadeordal & Beliz, 2017; Micheli & Valle, 2018).

Partiendo de las afirmaciones de Schwab (2019) y Chainey (2017), para que las empresas mexicanas puedan afrontar los desafíos de la competitividad en el campo de la inteligencia artificial, es necesario que ellas sustituyan las estrategias tradicionales de desarrollo de competencias basadas en planes de capacitación por el desarrollo y despliegue de capacidades de conocimientos sustentadas en el marco de un enfoque de conocimiento, acorde a las exigencias de la dinámica de los cambios tecnológicos. Incluso, Lombala (2018), explica que los países que no acorten las brechas digitales de competencias, acceso y uso de tecnología podrían tener como resultado fisuras en su desarrollo y desigualdades más profundas a medida que la IA experimente una mayor expansión.

Con la adopción de la IA, México sería capaz de mejorar su economía. De acuerdo con Iglesias et al. (2020), en solo diez años podría cuatriplicar la productividad, duplicar su PIB, aumentar en un 45% la fuerza laboral altamente calificada. Al integrar la IA en los procesos laborales, la demanda de empleos de alta cualificación aumentaría en los próximos 20 años, unos puestos serían complementados por la IA, otros reemplazados por ella. Aunque diversos sectores se verán afectados, su tamaño está relacionado con el impacto económico y laboral (Iglesias, 2020; Martínez, 2016).

México estaba considerado como el primer país latinoamericano en plantear estrategias de alcance de la IA ya para el año 2018 (Mejía y Torres, 2020); donde con la ayuda de expertos se debían realizar diversas recomendaciones cualitativas enfocadas a diversos sectores de la sociedad. Sin embargo, recientes investigaciones observan que, a finales del año 2018, estas estrategias fueron detenidas con el cambio de la administración del gobierno federal. Actualmente instituciones públicas y privadas han creado diversos movimientos con el fin de reducir la brecha de desigualdad laboral, mejorar la competitividad, divulgación de avances en el campo de la IA, facilitar el conocimiento, generar sinergia entre distintos sectores y robustecer la estructura gubernamental.

De acuerdo con García y Ruvalcaba-Gómez (2021), dentro de las líneas de acción que estas organizaciones habían planteado, se identifican como las principales: (a) las habilidades, capacidades y educación, (b) la caracterización del conocimiento matemático e informático (c) transición de la economía basada en actividades repetitivas y poco remuneradas a la



economía con base en información y conocimiento y d) formación de alianzas estratégicas internacionales.

México ha incluido dentro de su marco legal leyes de protección de datos, la Ley para la Ciencia y la Tecnología, La Ley de Propiedad Intelectual y la Reforma de Telecomunicaciones. Ellas han incrementado la cobertura de datos móviles e Internet, incluso han creado espacios públicos con este servicio de forma gratuita, uso de fibra óptica y conectividad 4G. No obstante, - según Iglesias et al. (2020) - los rezagos tecnológicos que el país experimenta son consecuencia de que los líderes y empleados de las empresas no cuentan con la suficiente experiencia y conocimiento respecto al uso e implementación de la IA.

Además, los conocimientos que el cambio tecnológico exige incluyen formación integral respecto a la identificación y generación innovación de valor que impulse la transformación de los procesos empresariales con respecto a la IA (Cevasco et al, 2019). La generación de las habilidades digitales en el sistema educativo básico constituye una base para contar profesionistas preparados para el manejo de sistemas inteligentes, gestión y generación de algoritmos y manejo eficiente de la IA (Ocaña-Fernández et al., 2019). En México se tienen programas universitarios relacionados a la IA, sin embargo, es necesario formar profesionales especializados en el proceso de adopción que experimentará el país. El objetivo implicaría el desarrollo de competencias adaptables a entornos complejos, aumento en la inteligencia colectiva, colaborativa e interdisciplinaria, así como la formación de empleados con dominio en el nuevo entorno tecnológico y con la capacidad de adaptación a las necesidades actuales, el trabajo en equipo, la argumentación, la innovación y la creatividad (Martinez, 2016).

En este sentido, es observable que en México se requiere plantear un modelo de adquisición, desarrollo y evaluación de competencias relacionadas con la IA (Pastor et al., 2021). A través del cambio tecnológico, el aprendizaje y la adquisición de nuevos conocimientos requieren de política y de estrategias permanentes. El desafío es también la creación de estrategias segmentadas y focalizadas, de acuerdo a los perfiles y actividades que permitan el desarrollo

continuo de habilidades y competencias necesarios en los nuevos entornos laborales (Cevasco et al, 2019).

### **1.3 Pregunta de investigación y argumentación.**

La pregunta de investigación consiste en cómo aproximarse a establecer una composición estructurada sobre nuevas competencias de los trabajadores en el sector de inteligencia artificial en México. De acuerdo de los aportes de Kurzweil (2004), a través de su teoría de los rendimientos acelerados, se parte de la premisa de que la transformación tecnológica progresa exponencialmente impactando en el ámbito sociocultural. En este sentido, las empresas están siendo impactadas por los cambios tecnológicos de tipo exponencial que están ocurriendo en el sector de la inteligencia artificial, lo que hace cada vez más complejo para las empresas, sostener una gestión de innovación aprovechando de forma adecuada las competencias de sus trabajadores (Cevasco, 2019; Squicciarini, & Nachtigall, 2021; Iglesias et al. 2020).

Barrabés (2016) y Bessen (2016) explican que a pesar de la rapidez con la que actualmente se están presentando las transformaciones digitales, las empresas deberían anticiparse a estos cambios del mercado de trabajo, dando una mayor importancia a la cultura empresarial y al incremento de las competencias de los trabajadores (Mercader, 2016; Cette & Mairesse, 2016 y Salazar-Xirinachs, 2016), A estas incertidumbres se agregan otras más, como por ejemplo el hecho de que existe el riesgo de que la tecnología reemplace la mano de obra a nivel agregado (Neut, 2017; Gentili, 2020; Bughin et al., 2018; Graetz & Michaels, 2017; Frey & Osborne, 2017). Otro inconveniente radica en que es poco probable que los trabajadores con las competencias actuales, garanticen en el corto plazo una capacidad constante de generar innovación (Estevadeordal et al., 2017).

La pregunta de investigación formulada, si bien es cierto, se corresponde con una de las demandas actuales de investigación en el contexto de la economía de la innovación, también lo es, el hecho de que se requiere una indagación teórica-metodológica capaz de identificar, seleccionar y medir variables para constatar su pertinencia dentro de una nueva composición

teórica de competencias en el sector de IA. Aquí, la precisión del marco teórico juega un papel fundamental, dado que se trata fundamentalmente de analizar y elaborar un enfoque de competencias, más que un enfoque de habilidades. Justamente, esta disyuntiva continúa siendo uno de los problemas que aun la teoría de la innovación no ha podido en el contexto de la transformación digital delimitar de forma lo suficientemente clara (Arrieta et al., 2020; Dwivedi et al., 2021; Baki et al., 2022; Pinski & Benlian, 2023). La legitimación científica observada sobre los efectos de la transformación digital en las empresas y muy particular en la gestión de innovación y en su capacidad de adaptación, permite plantear la siguiente hipótesis de investigación: Una identificación y caracterización de las nuevas competencias daría una aproximación teórica para posicionar a las capacidades de dominio de conocimiento como un todo en la gestión de innovación, que permitan desarrollar de forma estratégica y operativa nuevas competencias en sectores de alta tecnología (Cevasco, 2019; Pastor et al., 2021).

#### **1.4 Objetivos de investigación**

El objetivo general que persigue la investigación es readaptar la gestión de innovación de las empresas en la transformación digital, configurando de forma estructurada un conjunto de competencias relacionadas con el dominio del conocimiento en el sector de IA en México.

Los objetivos específicos son los siguientes:

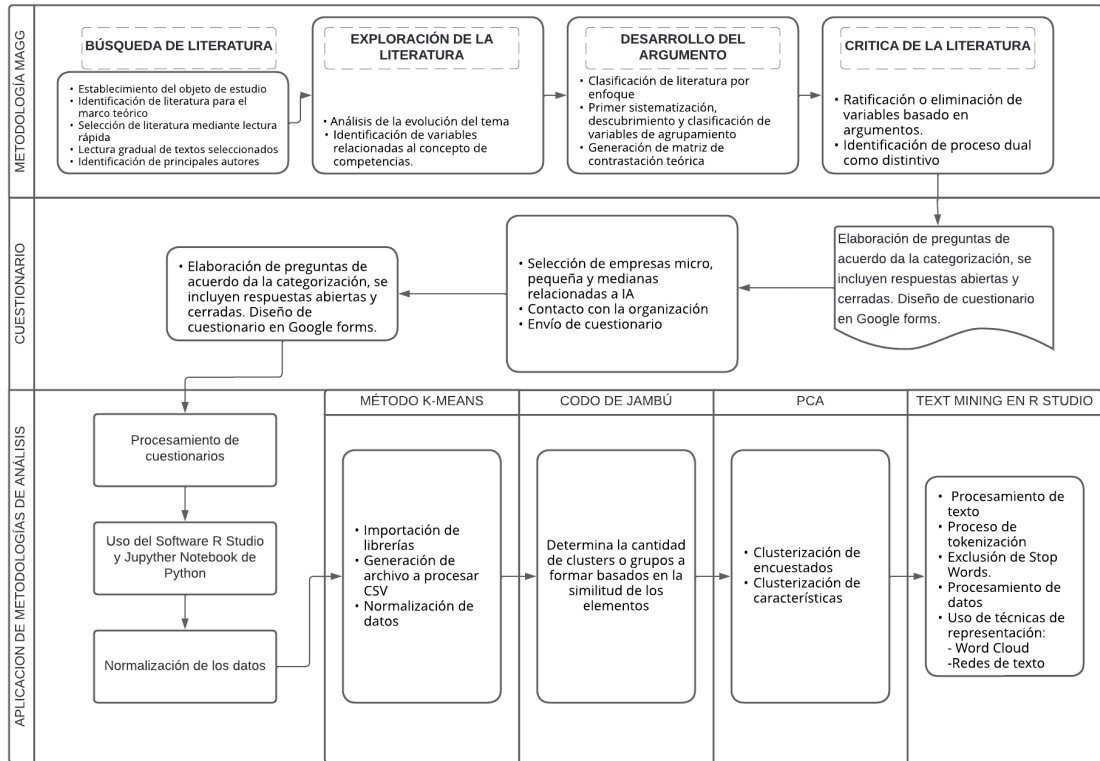
- 1) Identificar enfoques teóricos y conceptuales vinculantes con capacidades de dominio de conocimiento y su interrelación con las competencias.
- 2) Operacionalizar las variables relacionadas con las competencias y dominio de conocimiento en el sector empresarial de IA en México.
- 3) Analizar el comportamiento y vinculación de las variables relacionadas con las competencias y dominio de conocimiento en el sector de IA
- 4) Identificar elementos teóricos “potenciales” que permitan una aproximación a la configuración teórica de capacidades de dominio de conocimiento como enfoque para el desarrollo de competencias en sectores de alta tecnología

## **1.5 Metodología de investigación**

La presente investigación ha utilizado la mixtura de del enfoque cualitativo-interpretativo y cuantitativo. El método deductivo se ha seleccionado, porque el contexto y dinámica de la transformación digital infiere una complejidad de cambios y en consecuencia la presencia de nuevos elementos de análisis cuya existencia debe comprobarse. A través del método de la contrastación teórica se construye el modelaje y la operacionalización teórica que permite identificar, seleccionar y luego operacionalizar con herramientas de Machine Learning las variables vinculadas con las competencias Para efectos de esta investigación la base de construcción teórica de las competencias partirá de los aportes teóricos de diversos autores como: Prahalad & Hamel (1990), Croombs (1996), Mertens (2016), Bell & Pavit (1995), Cohen y Lenvithal (1989), Cohen y Lenvithal (1990), Teece et al. (1997), Thu et al. (2021), Grashof & Kopka (2021), Benini (2021), Bahoo et al. (2021), Phillips (2002), Helfat & Liberman (2002), Brusoni et al. (2021), Lévy-Leboyec (2003), Neck et al. (2004), Mason & Harrison (2006), Isenberg (2011), Tejada (1999), Spencer & Spencer (1993), Nadine (1998), Schkolnik et al. (2005), González & Wagenaar (2003), Rychen & Salganik (2003), Morcillo et al. (2000), Gallego-Arrufat (2007), Duch-Brown et al. (2021), Carbonero (2021), Lorenz & Holm (2021), Bordot (2021) entre otros, los cuales vinculan las competencias como elementos de dominio de conocimiento.

La Tabla 1 sintetiza el procedimiento metodológico utilizado en la investigación. Se debe destacar que la mixtura de metodologías potencia no solo la arquitectura de investigación para poder obtener los resultados y cumplir los objetivos, sino, que, además, potencia el análisis de los resultados.

Tabla 1. Procedimiento metodológico de la investigación



Fuente: Elaboración propia

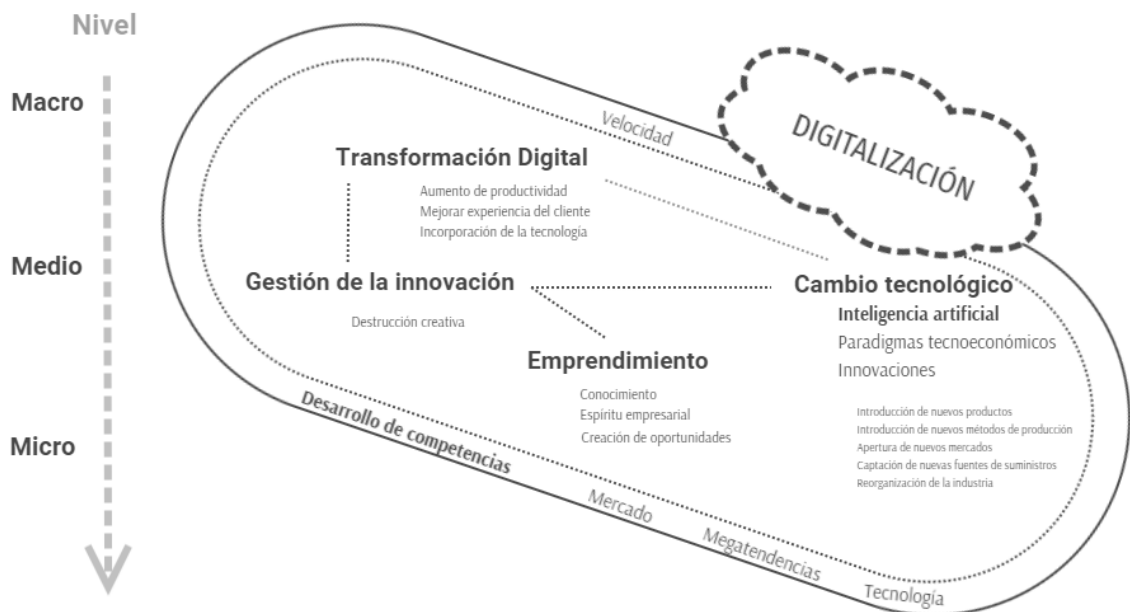
## CAPITULO 2

### MARCO REFERENCIAL DE LA INVESTIGACIÓN

#### 2.1. Cambio tecnológico, transformación digital: Sus efectos en el desarrollo de nuevas competencias en el marco de la gestión de innovación.

El marco conceptual de este trabajo será desarrollado considerando dos elementos fundamentales: (1) jerarquía y estructura de lo general a lo particular y (2) Identificación y relación conceptual: cambio tecnológico global, transformación digital, inteligencia artificial, innovación y emprendimiento, competencias, habilidades y capacidades (Ver figura 1). Las competencias y su relacionamiento con habilidades y capacidades serán analizadas en el Capítulo 3.

Figura 1. Operacionalización de los conceptos



Fuente: Elaboración propia

Considerando esta estructura de análisis teórico se describen a continuación las conceptualizaciones básicas utilizadas:

**(a) Cambio tecnológico global**

El Cambio Tecnológico (CT) es definido como un proceso temporal, acumulativo<sup>7</sup>, evolutivo y vertiginoso que acrecienta la habilidad que tiene la sociedad para resolver problemas sociales, económicos y cotidianos (Nelson, 1987; Parayas, 1991; Estevadeordal & Beliz, 2017). En este sentido, Nelson y Winter (1977) defienden el carácter evolucionista del cambio tecnológico basado en algunas premisas: (i) Se tiene por resultado la creación o mejora de tecnologías y organizaciones, (ii) El proceso introduce cambios novedosos con características predecibles o impredecibles, (iii) Así como ocurre en biología con el proceso de “selección natural” el cambio tecnológico selecciona entidades innovadoras basada en la competencias, convirtiendo al cambio tecnológico en el impulsor de la economía, provocado por la innovación (Zeppini, 2011).

Para Schumpeter (1942) el CT es dinámico y está conformado por oleadas de innovaciones que son originadas endógenamente por la transformación industrial y expone que la dinámica del capitalismo no es estacionaria, sino que prevalece a través del tiempo debido al CT (Schumpeter, 1978). Las innovaciones revolucionan el curso natural de la tecnología, por lo que la naturaleza del CT es endógena y es causada por la actitud de innovación de los emprendedores (Antonelli, 2008). Adicionalmente, Schumpeter (1942) afirma que la actitud innovadora de los emprendedores da paso al CT; quienes revolucionan las formas de producir un producto nuevo o existente generando una nueva fuente de abastecimiento de materias primas o de mercados y reorganizando la empresa. Las revoluciones tecnológicas implican cambios radicales en la producción, comercialización, y en la demanda de consumo asociada a estos nuevos patrones productivos; esta relación entre el CT y la innovación constituyen el motor de la economía.

Cuando el impacto provoca una transformación en toda la economía recibe el nombre de *revolución* (Pérez, 2010), el paradigma tecnoeconómico por su parte, se forma a partir del

---

<sup>7</sup>Es decir, que los desarrollos tecnológicos de la actualidad se construyen a partir de experiencias de innovación de pasado. Castaldi & Dosi (2009)



uso de nuevas tecnologías y su difusión, así como su impacto en la organización de las estructuras socio institucionales. Similarmente, el término paradigma tecnológico<sup>8</sup> acuñado por Dosi (1982) explica la dinámica de la transformación económica, así como su impacto a nivel macro, mezo y micro económico. Dosi (1982) conceptualiza la tecnología como el capital físico, pero además al conocimiento práctico y teórico, know-how, procedimientos y experiencia.

El concepto de paradigma tecnoeconómico desarrollado por Pérez y Freeman (1988) destaca que las transformaciones tecnológicas que conllevan un cambio de paradigma dominante impactan sobre diferentes actividades productivas y generan crisis estructurales que requieren cambios en los sistemas institucionales y sociales (Pérez, 2002; Dutrénit et al., 2008). De este modo, con el surgimiento de un nuevo paradigma tecnoeconómico, se da paso a transformaciones que podrían convertirse en mejores prácticas empresariales, adquisición de nuevas competencias de los trabajadores, nuevos productos, infraestructura, emprendedores difusores del nuevo patrón hacia el sistema, así como la tendencia de un nuevo patrón de consumo (Freeman y Pérez, 1988).

A través de la historia se han identificado cinco ondas que han implicado transformaciones en paradigmas tecnoeconómicos dominantes. Cada onda tiene sus características propias en cuanto a patrones de producción, recursos usados, relaciones sociales, generación de la tecnología, entre otras. En la tabla 2 se destacan los principales rasgos de las cinco revoluciones tecnológicas que han sido detalladas por los autores. En la última columna se puede visualizar cómo las competencias requeridas han sufrido una transformación tras cada revolución tecnológica.

---

<sup>8</sup> Se define patrón tecnológico como “un modelo de solución de problemas tecnológicos seleccionados, que se basa en una selección de principios derivados de las ciencias naturales y de las tecnologías materiales.

Tabla 2. Revoluciones tecnológicas y sus características

<i>Revolución tecnológica</i>	<i>País (es) núcleo y periodo en el que se desarrolla</i>	<i>Bing Bang que inicia la revolución</i>	<i>Recursos Clave</i>	<i>Producción de conocimiento</i>	<i>Organización de la producción</i>	<i>Tipo de competencias requeridas</i>
<i>Primera: Revolución Industrial</i>	<i>Inglaterra 1770/1780 - 1830/1840</i>	<i>Hilandería de algodón</i>	<i>Algodón, hierro, maquinaria, textiles, química</i>	<i>Aprender haciendo y transferencia tecnológica</i>	<i>Empresarios individuales y micro empresas</i>	<i>Competencias instrumentales</i>
<i>Segunda: Era del vapor y los ferrocarriles</i>	<i>Inglaterra, Europa 1830/1840 - 1880/1890</i>	<i>Prueba de motor a vapor llamado "Rocket"</i>	<i>Carbón, transporte, motores de vapor, acero, gas, electricidad</i>	<i>Aprender haciendo e institucionalización del conocimiento</i>	<i>Micro empresas y surgimiento de empresas grandes</i>	<i>Competencias instrumentales</i>
<i>Tercera: Era del Acero, electricidad e Ingeniería pesada</i>	<i>EEUU, Alemania 1880/1890 - 1930/1940</i>	<i>Inauguración de acería en Pennsylvania</i>	<i>Acero. Maquinaria eléctrica</i>	<i>Departamentos de I+D internos y reclutamiento de científicos</i>	<i>Apogeo de grandes empresas, monopolios y oligopolios</i>	<i>Competencias instrumentales</i>
<i>Cuarta: Era del petróleo, automóvil y producción en masa</i>	<i>EEUU, Europa 1930/1940 - 1970/1980</i>	<i>Modelo-R de Ford en Michigan</i>	<i>Petróleo, automóviles, materiales sintéticos</i>	<i>Expansión de deptos. De I+D y educación, transferencia tecnológica</i>	<i>Competencia oligopólica, multinacionales e inversión extranjera directa</i>	<i>Competencias instrumentales y competencias interpersonales</i>
<i>Quinta: Era de la informática y Telecomunicaciones</i>	<i>EEUU, Europa, Asia 1970/1980 a la actualidad</i>	<i>Anuncio del microprocesador</i>	<i>Microelectrónica, TIC's, tecnologías digitales, robótica, biotecnología</i>	<i>Integración horizontal de I+D, diseño y producción</i>	<i>Redes de empresas, sistemas y plataformas productivas</i>	<i>Competencias instrumentales, interpersonales y sistémicas</i>

Fuente: Elaboración propia a partir de Freeman y Pérez (1988); Pérez (2002); Roitter (2019), González y Wagenaar (2003)

El desarrollo histórico del cambio tecnológico ha generado el interés de la comunidad de investigación, muchas de las interrogantes planteadas se centran en el impacto del CT sobre los países, especialmente en el crecimiento económico, la productividad y el empleo. Esta última variable tiene mayor importancia a través de las revoluciones tecnológicas dado que está estrechamente relacionada con la calidad de vida de la población (Roitter, 2019). Cada revolución está caracterizada por diversos conceptos que generaron nuevos aportes relacionados al momento histórico en el cual ocurrieron. Inicialmente se exigía un trabajo mayormente instrumental, pero con el paso del tiempo, se han añadido competencias interpersonales y sistémicas, resaltando que la demanda de habilidades de los trabajadores ha evolucionado. Sin embargo, si se analiza la relación del cambio tecnológico respecto a las competencias que los puestos de trabajo de cada revolución exigían, se puede llegar a la

conclusión de que el crecimiento no es lineal ni homogéneo, es decir, no ocurre de manera similar entre los países, industrias o sectores, por lo que no se puede garantizar una reproducibilidad de los efectos mediante la implementación de estrategias que han sido exitosas en cierto contexto (Roitter, 2019).

Estos elementos tienen un mayor sentido en el contexto del cambio tecnológico actual. Además, la velocidad del cambio tecnológico aunado a la emergencia de tecnologías transversales obliga a las organizaciones a reconsiderar las estrategias empresariales en relación al conocimiento, división del trabajo, competencias requeridas, perfiles rutinarios y diversos conceptos relacionados a la dinámica entre la tecnología y competencias empresariales dentro del paradigma tecnoeconómico (Pérez, 2010). A diferencia de los paradigmas tecnoeconómicos anteriores, donde el trabajo humano físico fue reemplazado, en el paradigma tecnoeconómico actual, podría sustituir también los procesos cognitivos y organizativos de las empresas. Asimismo, la velocidad de la dinámica del paradigma tecnológico actual pone en evidencia la imperante necesidad de adaptación de la economía y su sociedad a las nuevas exigencias propias del paradigma (Pérez, 2008).

La adopción, maduración y consolidación del nuevo paradigma pone de manifiesto la necesidad de realizar un acompañamiento que garantice la transición entre paradigmas, y de esta forma reducir los efectos negativos, los cuales de no ser atendidos podrían derivar en crisis económicas y sociales asociadas a la incorporación de nuevas tecnologías (Roitter, 2019).

El cambio tecnológico actual tiene como impulsor tecnologías como Big Data, Energía renovable, IoT, Crowdsourcing, Robótica y la IA (Roitter, 2019; Verhoef et al., 2021; Montes et al., 2021) y tiene de forma distintiva cinco rasgos que la definen: (a) Importancia del conocimiento como factor productivo (Boscherini & Poma, 2000), (b) La innovación que representa una posición diferenciadora y ventajosa en el mercado (Antonelli, 2009), (c) El ritmo de las innovaciones aumenta el posicionamiento de las empresas en el mercado (Mariotti, 2000), (d) El proceso de innovación se ha desarrollado sobre un marco de tecnologías características de cada revolución industrial y (e) Importancia de las estructuras de red tanto para la producción como para el conocimiento. Sobre esta última es importante

resaltar que la integración de redes de conocimiento, servicios y productos permiten la creación de *clústeres*, plataformas productivas innovadoras (PPI) y ecosistemas productivos (Huggins, 2008).

De acuerdo con Kurzweil (2005) la singularidad tecnológica obedece a la Ley de Rendimientos Acelerados. En esta ley Kurzweil explica por qué la tecnología y los procesos evolutivos se desarrollan de forma incremental, es decir, la velocidad con la que la tecnología surge y el impacto en la realidad de los seres humanos (Kurzweil, 2004; 2005). Sin embargo, de acuerdo con el autor, la tecnología inteligente se expande a una tasa exponencial doble, de esta forma se explica el crecimiento acelerado que sufre el CT en la actualidad (Escott et al., 2020). Kurzweil (2005) explica el crecimiento exponencial a partir de la observación cronológica de la tecnología desde sus inicios<sup>9</sup> hasta hoy en día (Ordoñez, 2007). Se denota cómo inicialmente los avances tecnológicos ocurrían en miles de años, mientras que en el siglo XIX se registran innumerables inventos. Por su parte, en el siglo XXI las tecnologías han impactado en la economía, en la sociedad y en su cultura.

El ritmo incremental y la constante aceleración del CT impide realizar proyecciones tecnológicas que anteriormente podían realizarse (Kurzweil, 2005). Además, la singularidad será un patrón que prevalecerá derivado de la fusión de las tecnologías y diversas disciplinas entre sí, naciendo de esta forma un patrón tecnológico con carácter dominante (Escott, 2020).

El enfoque sistémico de innovación es estimulado por la amplitud de las competencias en las que los empleados requieren cada vez más conocimientos holísticos para desarrollar sus tareas y generar innovación (Rychen & Salganik, 2003; González & Wagenaar, 2003; Spencer & Spencer, 1993; Lévy-Leboyec, 2003; Malerba & McKelvey, 2018). No obstante, la adaptación al CT actual involucra desajustes naturales propios de cualquier transición. El mercado laboral y los modelos organizacionales de la producción son elementos principales que reflejan de forma tangible dichos desajustes (Mariotti, 2000).

El empleo tiene un impacto directo en la calidad de vida de la población y aunque algunos autores identifican al CT como el responsable directo de la destrucción del empleo se debe

---

<sup>9</sup> Como son el fuego, la rueda, cuchillos, lanzas, hachas, arcos, flechas etc.

considerar también la innovación y productividad generada, así como la posibilidad de creación de nuevos empleos y la reubicación de los empleados a ellos (Estevadeordal & Beliz, 2017; Iglesias et al., 2020; Schwab, 2017). Trabajos de diversos autores como Freeman & Soete (1987); Freeman & Pérez (1988); Freeman (1994) sostienen que coexistirán pérdidas de empleo con el CT y la generación de nuevos empleos que demandarán nuevas habilidades que podrían conducir a desequilibrios que provocarían no solo desempleo friccional sino desempleo tecnológico. Aquí, se enfatiza, además, que el CT y la innovación no generan por sí mismas desempleo, sino que se destaca que son capaces de generar nuevos que no necesariamente reemplazarán en su totalidad a los ya existentes, por lo que no se puede sostener la hipótesis de que la pérdida de empleos es un resultado inobjetable del surgimiento de nuevas tecnologías (Llorente & Cuenca, 2016; Cevalco et al., 2019).

Es así como de acuerdo con Freeman & Pérez (1988) la minimización de los efectos del CT tiene como exigencia la intervención de mecanismos institucionales regulatorios realizando ajustes en las estructuras económicas y sociales que faciliten la adaptación a este nuevo contexto. Por su parte, Berriman & Hawksworth (2017) y Nübler (2016) argumentan que es necesario que el Estado y las instituciones establezcan mecanismos que aumenten la inversión en educación y formación que permitan la creación de competencias, actitudes y mentalidades en el marco de transición que permitan aprovechar los incrementos de productividad.

### **(b) Transformación digital**

La Cuarta Revolución Industrial junto a la velocidad con la que el CT se ha desarrollado, ha impulsado a las empresas de todo el mundo a adoptar las nuevas tecnologías, impactando en todos los sectores y modificando la forma en la que operan (Echeverría & Martínez, 2018). Se ha producido una nueva realidad en la que las organizaciones deben cambiar para dar respuesta al nuevo tipo de demandas (Albrieu et al., 2018). Esa necesidad, es llamada Transformación Digital (TD). Ésta se podría definir como un proceso disruptivo que involucra un conjunto de cambios culturales, estratégicos y de operaciones del negocio con innovación tecnológica, la analítica de datos y el diseño de nuevos servicios (Aguilar, 2018). Todo ello, con el fin de mejorar la experiencia del cliente, aumentar la productividad y el

crecimiento en la cadena de valor; además de crear nuevos modelos de negocio, mejorar los productos, experiencia del cliente y operaciones a través de la incorporación de tecnologías digitales (CSS, 2019; Llorente & Cuenca, 2016).

De acuerdo a los reportes de Kane et al. (2015); Liu et al. (2011); Schallmo et al. (2017) la TD consiste en el cambio multidisciplinario y estructural de una organización que emplea tecnologías digitales para desarrollar un modelo de negocio digital que permita crear y apropiarse de más valor. Esto se traduce en que las empresas deben modificar la forma en la que se hacen las cosas, hacia una manera transversal, colaborativa, intuitiva y democrática (Santos & Massó, 2016; Vuorikari et al., 2016). La TD demandará profesionistas con especialización técnica y metodológica, además de competencias transversales que permitirían comprenderla (Palacios et al., 2021; Echeverría & Martínez, 2018). Asimismo, la TD exige de las empresas acciones ágiles y flexibles y también de interacciones externas con otras empresas, desarrollando ecosistemas digitales (Lombardero, 2015).

La TD exige competencias cognitivas robustas, resolución de problemas, competencias no cognitivas y competencias sociales (Santos & Massó, 2016). Lombardero (2015) puntualiza que el impacto de la TD en la economía pone en evidencia la necesidad de realizar una reformulación de competencias directivas especialmente, dado que son ellos quienes guiarán a las organizaciones hacia nuevos modelos de negocio de la economía digital. En este sentido, Waleska (2016) afirma que la TD y el impacto de las mega tendencias<sup>10</sup> tienen grandes retos, que de no atenderse ampliarán mayormente la brecha digital existente (Lloret, 2016).

El proceso de TD exitosa para diversos autores como: Romero (2016), Cabrerizo (2016), Ortiz (2016), Maydón (2016), Corujo & Cortés (2016), Covarrubias (2016) y Chamorro-Premuzic (2021) debe de incorporar algunos pasos esenciales: 1) Las personas guardan información y conocimiento en sus mentes que debe ser digitalizada para incorporarse a procesos que ayuden a la toma de decisiones dentro de la organización, (2) Generación de datos a través de tecnologías y a partir del uso de ellas se crean o capturan registros digitales

---

<sup>10</sup> Bakhshi et al. (2017) contemplan fundamentalmente siete mega tendencias: cambio tecnológico, globalización, urbanización, cambio demográfico, sostenibilidad ecológica, creciente desigualdad e incertidumbre política.

útiles, (“digitalización como acción”), (3) Las perspectivas relacionada con el valor de los datos y que dependen de las posibilidades de realizar procesos que permitan finalmente usarlos, lo cual significa que sin una metodología y ciencia de datos confiable, cualquier dato almacenado será inútil si no puede ser explotado, (d) La acción entendida como las ideas más brillantes, las cuales podrían desperdiciarse sin un plan concreto para ser transformadas en acción<sup>11</sup> y e) Generación de resultados, los cuales se constituyen en los nuevos datos<sup>12</sup>.

La siguiente imagen ilustra los componentes esenciales planteados por los autores (Ver Figura 2).

Figura 2. Componentes esenciales de la Transformación Digital



<sup>11</sup> La IA permite realizar predicciones. Los datos brindan información, pero las acciones brindan los elementos que permiten concretar el ciclo (Agrawal et al., 2018). A su vez, las acciones requieren habilidades, ecosistemas abiertos de talento interno y externo, procesos, cultura de innovación, y modificación de los modelos de negocio (Corujo & Cortés, 2016). Esta es la razón por la cual las personas tienen un rol crítico dentro de la TD

<sup>12</sup> Los resultados permiten aumentar y mejorar los hallazgos. Este proceso permite una mejor adaptación del ser humano con la tecnología, la retroalimentación hace que los conocimientos sean más valiosos y obtener datos predictivos (Chamorro-Premuzic, 2021)

*Elaboración propia a partir de Romero (2016); Cabrerizo (2016); Ortiz (2016); Mandón (2016); Corujo & Cortés (2016); Covarrubias (2016); Chamorro-Premuzic, 2021*

Como se puede apreciar, lo crítico de la TD no se encuentra en la parte “digital”, sino en la “transformación”. Las últimas décadas el mundo han cambiado de forma acelerada y para las organizaciones adaptarse a los cambios que exige la transformación digital es una tarea de una gran complejidad. La TD no se logra únicamente al adquirir tecnología o recopilando más datos. Estas tareas constituyen solo los primeros elementos de la TD, pero es necesario cambiar la mentalidad, la cultura y las habilidades de la fuerza laboral y sus líderes (Frankiewicz & Chamorro-Premuzic, 2020). Hasta hace unos años, estos primeros componentes (personas y digitalización como acción) de la DT eran una preocupación de los empresarios, sin embargo, no se tomaban las acciones necesarias para continuar con el proceso (Dini et al., 2021).

En este sentido, la pandemia del COVID-19 ha sido un catalizador que ha acelerado la velocidad con la que las empresas han decidido implementar procesos de digitalización (Beylis et al., 2020; Bustos, 2020; Gómez, 2020; Iivari et al., 2020; Iansiti & Richards, 2020; Nagel, 2020). La TD representa un proceso de reinención de las empresas incluyendo nuevas competencias basadas en el emprendimiento (Kim, 2020). Esto es explicable debido a que, durante la etapa del confinamiento de las personas, se dependía casi totalmente del Internet como intermediario buscando mantener una apariencia de normalidad e impulsando los procesos y tecnologías digitales (Schwab & Malleret 2020; Kenney et al., 2021). La unión de los elementos anteriores es elemental para la TD y debe ser procesada en la secuencia apropiada de acuerdo a cada organización (Roegiers, 2016).

En este contexto, la pandemia del COVID-19 ha confirmado la importancia de la TD para la longevidad empresarial (Cohron et al., 2020). Antes de la crisis sanitaria ya había comenzado un cambio de paradigma hacia la digitalización y la *servitización*<sup>13</sup> de la economía. Diversos casos de estudio (Suárez-Barraza, 2020; Salvador-García, 2021; Chaparro & Sierra, 2021; Belapatiño et al., 2021) revelan que la digitalización de las organizaciones les permitió

---

<sup>13</sup> Vandermerwe & Rada (1988) concibieron el término para referirse al proceso de creación de valor añadiendo servicios a productos, incrementando y dando valor añadido a las propuestas de negocio de las organizaciones. El vocablo aún no ha sido reconocido por la RAE.



sobrevivir y en muchos casos innovar en tiempos de la pandemia del COVID-19. De acuerdo con Bonnet & Westerman (2020) aquellas empresas que no había desarrollado e implementado estrategias digitales antes de la pandemia, actualmente tienen las herramientas necesarias para superar a sus competidores menos ágiles<sup>14</sup>. Sin embargo, la crisis que enfrentarán los rezagados digitales puede generar ingenio que permita desarrollar innovación (Cohnron et al., 2020). Después de la pandemia y aun cuando hoy en día la mayoría de las empresas operan con tecnologías digitales, estas no son aprovechadas en su totalidad (Li et al., 2021)).

Según Lombana (2018) existen “huecos estructurales” que permiten disparidades en la forma en la que los individuos acceden y se apropian de las nuevas herramientas tecnológicas digitales como por ejemplo la conectividad digital y 5G, big data, cloud computing, gemelo digital, Edge computing, internet de las cosas, ciudades y territorios inteligentes, inteligencia artificial, virtualización, realidad virtual, realidad aumentada y el blockchain.

Aunque la tecnología representa un rol catalizador para la TD, no es en sí suficiente (Vacas, 2018). Son las personas quienes representan el centro de la TD por lo cual será necesario cambiar la mentalidad de los trabajadores hacia nuevos retos digitales (Aguilar, 2018; Maydón, 2016; Corujo & Cortés, 2016). Con relación a esto, Vacas (2018), observa que la digitalización de una organización ha sido entendida como un periodo de renovación tecnológica semejante a las anteriores revoluciones tecnológicas y no necesariamente como un cambio en la forma de operar la filosofía empresarial, dando por resultado empresas con presencia digital al mismo tiempo que poseen estructuras internas analógicas.

La digitalización también podría ser erróneamente vista como concepto similar a la TD, no son iguales, pero si son conceptos complementarios. No existirá TD sin digitalización, y tampoco digitalización sin TD

---

<sup>14</sup> El autor define dentro de las ventajas: (1) la eficiencia, aprovechando de una mejor forma las tecnologías optimizando los procesos, aumentando la velocidad y disminuyendo el desperdicio, (2) la productividad, relacionada con la colaboración y maximización de la fuerza laboral así como la cultura de la empresa, (3) la seguridad relegada en la resistencia a la proliferación de amenazas cibernéticas, (4) la ventaja para el cliente aplicada en el monitoreo de cambios de demanda y necesidades emergentes y (5) la agilidad, teniendo como base el conocimiento basado en datos, flexibilidad cultural y de adaptación.

En palabras de Verhoef et al. (2021) la TD consta de tres fases: Digitalización como acción, Digitalización como proceso y TD. La digitalización como acción se refiere a la conversión de información analógica a un formato digital, de forma que pueda ser almacenada y transmitida (Dougherty & Dunne, 2012; Loebbecke & Picot, 2015; Tan & Pan, 2003; Yoo et al., 2010). El concepto también es referido al cambio analógico a tareas digitales, unida a las tecnologías actuales y dando la posibilidad de configuraciones de recursos rentables utilizando TIC's. Un ejemplo podría ser el escaneo de un documento. La digitalización como proceso se comprende como la forma en la cual se usan las tecnologías digitales para modificar los procesos comerciales existentes y en donde las interacciones tradicionales entre empresas y clientes son transformadas (Li et al., 2016; Ramaswamy & Ozcan, 2016; Van Doorn et al., 2010). Esta fase permite organizar más eficientemente los procesos con el fin de crear valor adicional para el cliente mediante la mejora de la experiencia del usuario. Es decir, la digitalización no tiene por objetivo único la reducción de costos, sino una mejor experiencia del cliente (Pagani & Pardo, 2017). Poniendo un ejemplo y a diferencia de la digitalización como acción no solo refiere a escanear el documento sino a extraer de forma digital la información del mismo y aprovechar la información contenida dentro del proceso de la organización. La TD de acuerdo a Verhoef (et al. 2021) se refiere al cambio global de la empresa que conduzca a desarrollar nuevos modelos de negocio para la empresa y/o para la industria. Las empresas encuentran ventajas competitivas a partir de sus modelos comerciales, mediante los cuales generan valor agregado a sus clientes y se refleja en los ingresos de las organizaciones (Teece, 2010; Pagani & Pardo, 2017; Zott & Amit, 2008).

De acuerdo con Amit & Zoot (2001) la TD representa mucho más que la digitalización ya que transforma la empresa en su totalidad tanto en tareas sencillas como la modificación de procesos organizacionales. La lógica empresarial debe ser modificada de tal forma que de paso a la generación de valor.

Tabrizi et al. (2019) precisan que la TD no trata de tecnología, ya que ésta solo brinda la posibilidad de aumentar la eficiencia y la relación con el cliente. La TD está más relacionada a las personas que a la tecnología, si los empleados carecen de la mentalidad adecuada para transformar los procesos organizacionales actuales, la TD solo ampliará los defectos

existentes. Casi cualquier organización puede adquirir la tecnología, sin embargo, es necesario acrecentar su capacidad para adaptarse a la digitalización, generando habilidades que serán demandadas por el mercado. La innovación será irrelevante si no se tienen las competencias para usarla y si no se encuentran asociadas a la tecnología; los líderes de las organizaciones deberán invertir primeramente en las personas para que la tecnología sea útil (Frankiewicz & Chamorro-Premuzic, 2020).

La TD tiene por particularidad convertir a la empresa en una organización basada en datos estrechamente relacionados a sus decisiones, acciones y procesos, en lugar de decisiones basadas en la intuición (Chamorro-Premuzic, 2021). La TD es un proceso incierto, las decisiones deben realizarse con velocidad y toda la organización debe colaborar, por lo que las estructuras tradicionales deben ser reemplazadas por estructuras organizacionales planas (Lombardero, 2015; Lazonick & West, 1998). Este tipo de estructuras permiten la existencia de la innovación de forma natural (Rueda-Cáceres & Sánchez-Torres, 2015). En este sentido, es posible que los empleados perciban la TD como una amenaza a sus puestos de trabajo, y podrían presentar resistencia a los cambios, sin embargo, la TD representa la oportunidad de adaptación al mercado futuro (Roitter, 2019). Davenport & Redman (2020) advierten que, si en una organización la tecnología, los datos, los procesos o la capacidad de cambio organizacional fallan, la TD no se concebirá, dicho de otra forma, la TD requiere de capital humano adecuado encabezados por un líder innovador dispuesto a asumir riesgos; las mejores competencias no garantizan el éxito, pero la falta de ellas casi garantiza el fracaso.

La tecnología incluye el proceso de ser adaptada a las necesidades propias de la empresa y su integración en los sistemas actuales existentes, además exige competencias de comunicación y toma de decisiones tecnológicas e innovadoras (Llorente & Cuenca, 2016). Los datos en la TD requieren de calidad y análisis. La TD implica el trabajo con datos no estructurados (como imágenes), grandes cantidades de datos externos a la empresa, utilización adecuada de datos patentados y la integración de todos estos elementos (Montes et al., 2021). La TD exige una mentalidad integral donde implique casos de uso, ecosistema de datos, técnicas y herramientas, integración de flujos de trabajo y ser una organización de

cultura abierta, conexión con las actividades del trabajo y las capacidades de administración a través de silos y centrada en el cliente (Paris et al., 2017).

Respecto a la capacidad de cambio organizacional la TD exige elementos como el liderazgo, colaboración en equipo, inteligencia emocional y elementos de gestión del cambio (Cevasco et al., 2019), estas habilidades son difíciles de reemplazar por la tecnología, por lo que fortalecen el desempeño de las tareas no rutinarias que deben ser realizadas por una persona (Roitter et al., 2019).

De acuerdo con Katz (2018), así como las revoluciones tecnológicas evolucionan en términos de olas, la digitalización también, siendo compuesta tres olas: (1) Introducción y adopción de tecnologías maduras (2) Difusión de Internet y sus plataformas (3) Difusión de tecnologías para la toma de decisiones gerenciales y automatización de operaciones rutinarias. Cada ola tiene un ciclo de vida: desarrollo, adopción e impacto económico y social. Cada uno de estos ciclos reviste su importancia, al momento en que se desea conocer cómo una tecnología digital madura puede haber sido ya desarrollada pero aún se encuentra en un proceso de adopción masiva, o bien, haber sido adoptada pero aún no tener un impacto económico o social perceptible.

Figura 3. Olas de la digitalización

Ola	Innovación tecnológica	Desarrollo	Adopción	Impacto económico y social	Transformación productiva
1	Computación, banda ancha, telecomunicaciones móviles	1950-1975	1960-2000	1990-2010	Automatización de funciones, descentralización de cadenas productivas
2	Plataformas de internet, computación en la nube	1970-1990	1995 – en proceso	2005 – en proceso	Redefinición de procesos productivos
3	Internet de las Cosas, Robótica, Inteligencia Artificial, Aprendizaje de máquinas, Blockchain	1980 – en proceso	2010 – en proceso	2020 – en proceso	Refundación de la estructura y modelo de negocio

Fuente: Katz (2018)

Como se puede apreciar en la figura 3 (Katz, 2017), la primera ola de la digitalización permitió a las organizaciones automatizar funciones como el manejo de inventarios o la administración de las líneas de producción, el uso de la computadora y telecomunicaciones le permitió a la empresa mantener una estructura centralizada de forma virtual, gestionando mejor sus recursos. La segunda ola contribuyó en la redefinición de los procesos colaborando

en el despliegue de canales de distribución electrónicos, teniendo una mayor cobertura y alcance en el mercado. Las plataformas de Internet fueron el eslabón para la reducción de costos. La tercera ola por su parte, es llamada la ola de tecnologías de avanzada, en esta etapa las empresas tradicionales enfrentan a un proceso de “refundación”, con el objetivo de tener nuevos modelos de negocio y fronteras de eficiencia.

Las oleadas de la digitalización (Katz, 2017) están impulsadas por las revoluciones tecnoeconómicas (Pérez, 2010). Sin embargo, las revoluciones tecnoeconómicas hacen referencia a saltos tecnológicos radicales surgiendo nuevas industrias relacionadas a un número de nuevas tecnologías, mientras que las olas de digitalización refieren exclusivamente al proceso transformación desencadenada por la adopción masiva de tecnologías digitales.

En este sentido, la TD trae consigo la gestión de grandes cantidades de información, dado su tamaño, es imposible realizar su procesamiento bajo los métodos actualmente utilizados. Hoy en día, instrumentos como la Big Data garantizan el uso de datos en volumen, con alta velocidad y con diversidad de información. Como herramienta de procesamiento de grandes volúmenes de datos, la IA constituye un elemento altamente utilizado, debido a que permite crear algoritmos que habiliten a las máquinas a interpretar correctamente datos, aprender a partir de la experiencia y aplicar los conocimientos para lograr metas establecidas, es decir, tomar decisiones inteligentes.

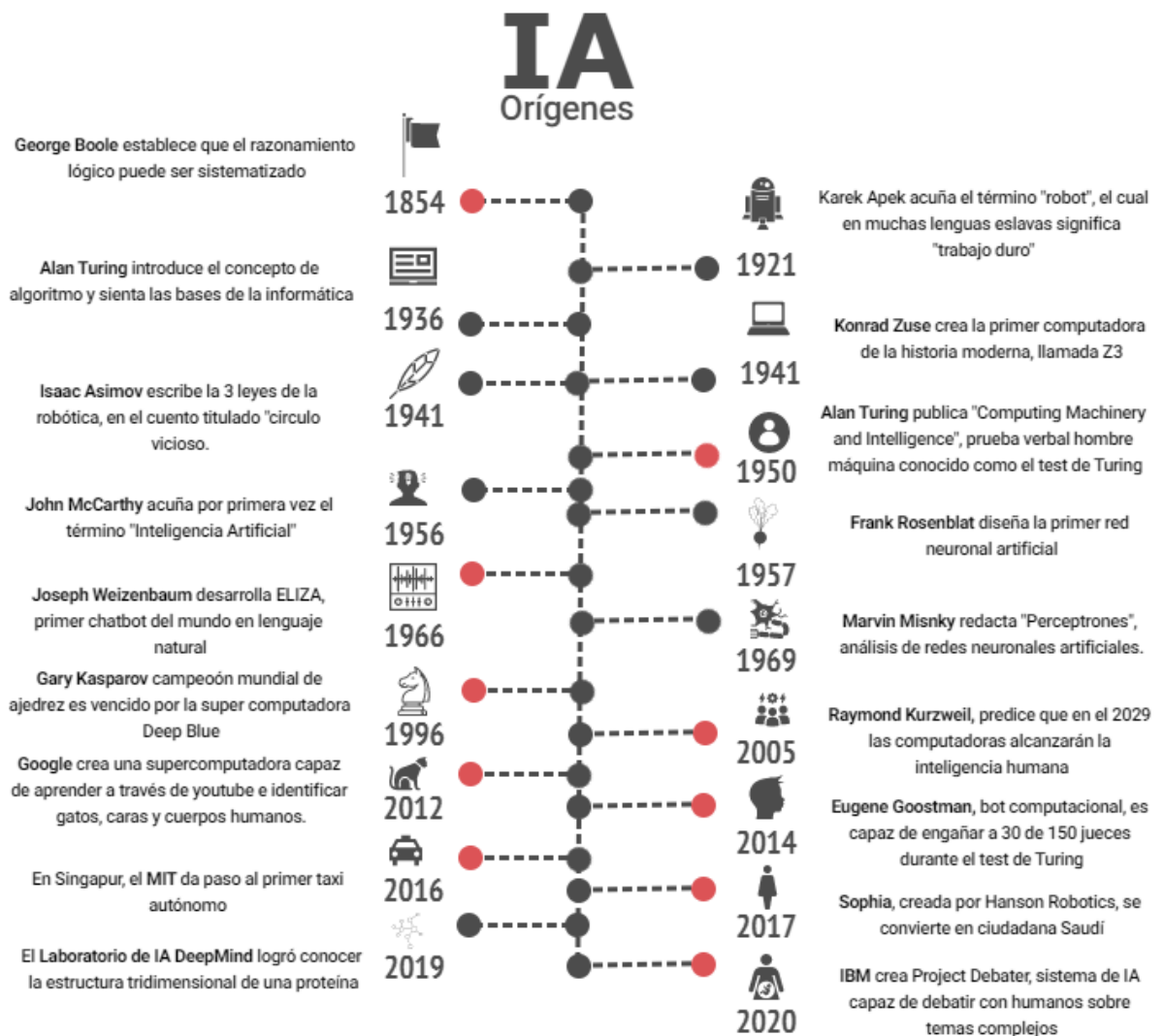
### **(c) Inteligencia artificial**

La Inteligencia Artificial (IA) es actualmente utilizada por muchas organizaciones alrededor del mundo con diferentes propósitos (Montes et al., 2021). Su origen data en los años 1950s cuando Alan Turing planteó la pregunta: ¿Pueden las máquinas pensar? El término es acuñado por primera vez en el año 1955 (Turing, 2009). La IA tiene la posibilidad de transformar la producción y enfrentar los retos globales asociados a salud, transporte y ambiente (Iglesias et al., 2020).

En la figura 4 se puede apreciar mediante una línea del tiempo la evolución de la IA hasta la actualidad. En esta imagen se resalta en color rojo aquellos hitos de la humanidad donde la

IA ha igualado o superado al ser humano respecto a sus habilidades. Se aprecia cómo estos puntos rojos se encuentran mayormente en los tiempos actuales. Se resalta gráficamente que los acontecimientos que ocurrían en el pasado tenían saltos en el tiempo de décadas, mientras que en los últimos años ocurren prácticamente en pares de años, mostrando el ritmo vertiginoso de crecimiento de la tecnología.

Figura 4. Orígenes de la Inteligencia Artificial



Fuente: Elaboración propia a partir de la literatura

De acuerdo con Carriço (2018) existen tres categorías de Inteligencia Artificial: (1) La primera es la inteligencia artificial estrecha (Kurzweil, 2005). Se refiere a la especialización de las máquinas en IA, es decir, que son capaces de hacer una tarea específica usando herramientas de Machine Learning<sup>15</sup> y Deep-Learning<sup>16</sup>. En la actualidad, esta categoría aun presenta ciertas limitaciones que permanecen intrínsecas en el ser humano. Para ejemplificar su principal limitación se plantean 2 situaciones: (a) si se parte de la pregunta: “¿Cuál es la distancia de la tierra a la luna?”, la IA es capaz de resolver la pregunta objetivo rápidamente mientras que podría ser difícil para los humanos resolverlo con esa misma rapidez y exactitud. (b) si la pregunta “¿Puede una vaca manejar una bicicleta?” la IA podría no tener las habilidades cognitivas que permitan resolver el cuestionamiento, sin embargo, para un humano, incluso, de muy corta edad, sería una pregunta sumamente sencilla de resolver. (2) La segunda categoría es la IA general, la cual está relacionada con IA en máquinas a nivel humano. Esta está conformada por máquinas capaces de ser tan inteligentes como un ser humano en todos sus ámbitos; capaz de realizar tareas intelectuales, de razonamiento y aplicación de inteligencia en cualquier problema y no solo el de una tarea en específico (Pennachin & Goertzel, 2007). (3) La super inteligencia artificial sería la tercera categoría. Esta se refiere a la tecnología más inteligente que cualquier humano en cada área, incluyendo creatividad científica, habilidades sociales y conocimientos. Es importante destacar que las definiciones de IA general e superinteligencia podría ser un tema de discusión amplio ya que actualmente no existe un acuerdo general para definir lo que es inteligencia en sí misma (Carriço, 2018).

La IA representa una herramienta para la innovación y está transformando la estructura organizacional, atrayendo el interés tanto en el sector público como privado derivado, entre otras cosas, del impacto que el CT puede tener en el empleo. En general, los empleados muestran preocupación por el impacto negativo de la IA en su trabajo, sin embargo, desconocen cómo impacta en concreto. Para Terminio & Rimbau-Gilabert (2018), involucrar

---

<sup>15</sup> Mohri et al. (2018) la define como métodos computacionales que usan la experiencia -información del pasado disponible- para mejorar el desempeño o hacer predicciones precisas.

<sup>16</sup> Según Goodfellow (2016) el concepto hace referencia a una forma de machine learning que permite a las computadoras aprender a partir de la experiencia y entender el mundo en términos de jerarquía de conceptos.

al personal en el proceso de absorción de la IA dará mejores resultados y reducirá los costos, sin embargo, los líderes deberán centrarse en fomentar habilidades adecuadas.

De acuerdo a Rao & Verweij (2017) la IA está presente en casi todos los aspectos de la vida del ser humano, y esa es la razón principal por la cual debe ser tomada con importancia. La IA transformará la naturaleza y estructura del trabajo en la próxima década, lo cual preocupa a algunas personas que la relacionan con desactualización de perfiles laborales (Barrabés, 2016), despidos masivos (Autor, 2015), aunque no necesariamente ocurrirá de dicha forma, ya que se crearán nuevos puestos de trabajo con una demanda distinta de capacidades.

Manyika et al., (2017) argumentan que la IA creará también nuevas ocupaciones que no existen en nuestros días, como ha ocurrido en el pasado. En palabras de Arntz et al. (2016) la IA lejos de ser una amenaza, simboliza la oportunidad de eliminar tareas repetitivas, mejorar la productividad y principalmente alinear la actividad humana hacia tareas que requieren mayor creatividad, interacción social e inteligencia emocional. Corvalan (2019) por su parte afirma que la generación de empleos será mayor que las pérdidas, sin embargo, las organizaciones y gobiernos deben invertir en desarrollar habilidades en los empleados que les permitan adaptarse a la automatización generada por la IA.

Algunos investigadores estiman que algunas profesiones tienen un mayor grado de susceptibilidad a ser reemplazadas por la IA (Frey & Osborne, 2017); recientes estudios indican que el 14% de los trabajos se encuentran en estado vulnerable (Manyika et al., 2017; Josten & Lordan, 2020) argumentan que podría llegar al 35%, sin embargo la Universidad de Oxford mediante la publicación de Frey & Osborne (2017) infieren que esta cifra se eleva a casi la mitad del empleo en Estados Unidos, ya que cualquier ocupación que pueda automatizarse, eventualmente será reemplazada. Arntz et al. (2016) precisan que la diferencia entre las estimaciones de desempleo tecnológico varían debido a que tienen influencia de distintas variables como lo pueden ser: (a) mecanismos macroeconómicos compensadores que posibilitan la creación de nuevas alternativas laborales (b) predilecciones sociales<sup>17</sup> donde se opta por la ejecución de la tarea por un humano en lugar de la tecnología (Acemoglu

---

<sup>17</sup> Referidos a cuidados y servicios personales donde la población tiene preferencia por ser ejecutada por el humano a pesar de ser susceptibles de automatización.



& Restrepo, 2020) (c) escenarios de competencia tecnológica donde impactan en el desempleo tecnológico debido al pago de impuestos y condiciones laborales (Vishnevsky & Chekina, 2018; Abbott & Bogenschneider, 2018) (d) disponibilidad de la fuerza laboral con formación troncal y transversal en IA (Frank et al., 2019)

Una crítica importante que han recibido los estudios actuales del impacto de la IA en el contexto laboral es que han sido conducidos en base a los empleos actuales, sin embargo, no se ha considerado el potencial de creación de nuevos empleos desconocidos en la actualidad (Montes et al., 2021). Manyika et al. (2017) sugieren, además, que a pesar del potencial de automatización<sup>18</sup> que las ocupaciones presenten, el desplazamiento será menor debido a factores técnicos, económicos y sociales relacionados con la adopción de la IA (Mahroum, 2021). Adicionalmente, los países con economías avanzadas serán mayormente afectados por la automatización en comparación con los países en desarrollo (Manyika et al., 2017). Cohron et al. (2020) plantean que la pandemia COVID-19 y la recesión global que ésta causó, ha afectado ya a las economías que se encontraban en desventaja y aceleró la llegada del trabajo futuro.

El efecto que tiene la tecnología en el empleo es un tema que no solo se ha atribuido a la IA y tecnologías digitales (Giarini & Liedtke, 1996; Acemoglu & Restrepo, 2018). Cada revolución industrial ha dado como consecuencia una dicotomía entre la mejora de la productividad y el riesgo de pérdida de empleos (Acemoglu, 2002). Sin embargo, la IA no solo influirá en los empleos menos cualificados sino a los altamente cualificados (Mitchell & Brynjolfsson, 2017; Woolf et al., 2013; Barlow, 2016; Dunis et al., 2016) debido a la automatización (Frey & Osborne, 2017; Frank et al., 2017). En opinión de Manyika et al. (2017), los trabajadores necesitarán adaptarse a las nuevas necesidades, ya que el trabajo evolucionará al ritmo de la tecnología; parte de esa adaptación exigirá mayor nivel educativo, mayor dedicación a actividades sociales que exigen habilidades emocionales, creativas, altos niveles cognitivos y habilidades con mayor grado de dificultad de ser automatizadas.

---

<sup>18</sup> Autor (2015) define un trabajo como automatizable si está compuesto por una o varias tareas altamente rutinarias, abstractas o manuales.

Desde la posición de Brynjolfsson & McAfee (2014); Autor (2015); Sasmita & Kumar (2018), la brecha de demanda de habilidades demandadas contra las ofertada sigue siendo amplia, mismas que incluyen pensamiento crítico, resolución de problemas y habilidades de autogestión. Se estima de acuerdo con Paris et al. (2017); Nwaohiri & Nwosu (2021); Chakma & Chaijinda (2020) que aproximadamente el 40% de los trabajadores requerirá ser re capacitado, los directivos empresariales por su parte, esperan que el 95% de sus empleados adquieran nuevas habilidades del trabajo.

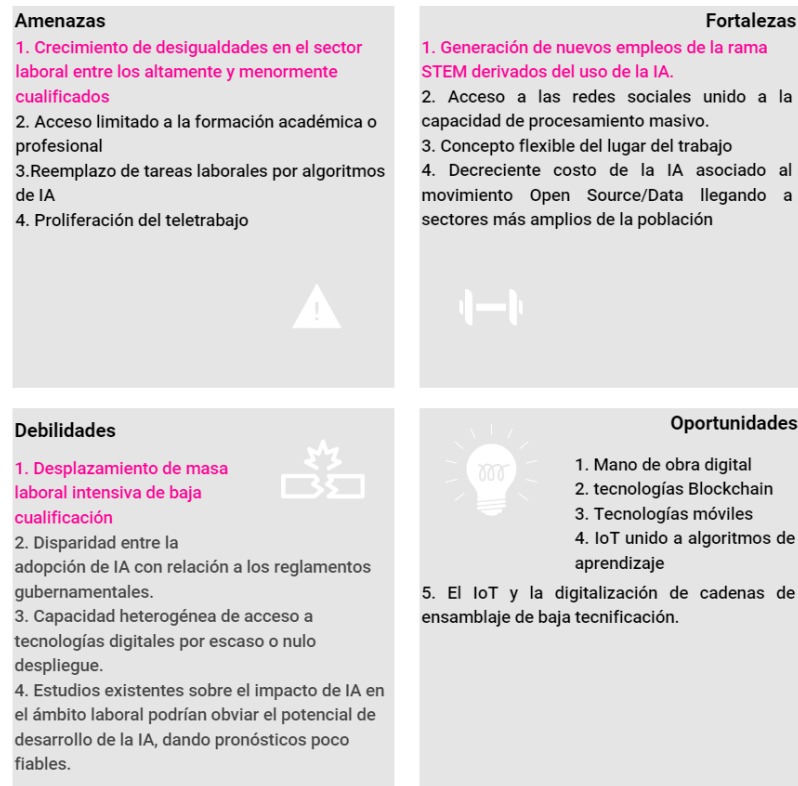
De acuerdo a Montes et al. (2021) la IA demanda un perfil laboral más orientado a capacidades que a conocimientos, resolver problemas en lugar de tareas rutinarias, adaptación al cambio en lugar de monotonía y a empleados con mayor grado de conocimientos transversales que permitan el reaprendizaje continuo. Para las organizaciones, tener el talento es solo el comienzo, es necesario hacerlos productivos especialmente cuando el mercado es impredecible. Para lograr este objetivo los autores sugieren planes de aprendizaje y desarrollo que hasta el día de hoy han sido insuficientes. El reto radica en generar un ecosistema evolutivo de competencias (Chakma & Chaijinda, 2020).

El reciente reporte de Acemoglu & Restrepo (2018) plantea que la utilización de la IA puede traer ventajas o desventajas; donde las desventajas están enfocadas principalmente a la automatización, debido a que los beneficios se centran en sectores concretos de la sociedad, produciendo desigualdad. Sin embargo, la ventaja es que la utilización desplaza únicamente las tareas repetitivas, dando paso a aquellas con mayor creatividad y productividad y de esa forma crea nuevos empleos en paralelo a la automatización. Para Deloitte (2018) las empresas deben buscar un balance entre el uso de la IA para la automatización de tareas y el aumento de capacidades de su fuerza laboral, de acuerdo a su encuesta. Shearer et al. (2020) precisa que la IA no reemplazará a los emprendedores, sino que apoyará en las tareas empresariales con el fin de obtener un mejor desempeño y logro de los objetivos. Es decir, la tarea de la IA no es sustituir sino complementar y mejorar las habilidades del ser humano, generando una relación de colaboración.

Internacionalmente, diversos organismos comparten la preocupación ante el desarrollo de la IA (OCDE, 2018 b; Naciones Unidas, 2021). La OCDE (2018 b) infiere que la IA es un tema

urgente que debe ser desarrollado con rapidez y que los gobiernos deben estar dispuestos a adoptar, adaptarse e innovar alrededor de la IA. Además, los gobiernos necesitarán suministros de herramientas de IA, herramientas que deben ser construidas con alta calidad y datos representativos, así como hacer uso de la infraestructura adecuada al momento de ser usada por los ciudadanos (Shearer et al., 2020). En este sentido, Naciones Unidas (2021) realiza un análisis FODA teniendo como centro el uso de la IA y tecnologías digitales alineado al ODS 8 y encaminado al crecimiento económico sostenible e inclusivo. Destaca dentro de las amenazas al ODS 8, mayor desigualdad entre los empleados con mayores cualificaciones en comparación a los de menor cualificación, por lo cual las habilidades y competencias de los trabajadores tienen suma importancia (Brynjolfsson & McAfee, 2014); Autor, 2015; Sasmita & Kumar, 2018). Ésta amenaza está estrechamente relacionada con la debilidad que presenta el FODA, donde se establece un incremento en el desplazamiento de los empleados con menor cualificación. Por otra parte, si se analizan las fortalezas, el FODA coincide con la propuesta de diversos autores (Manyika et al., 2017; Arntz et al., 2016; Corvalan, 2019) infiriendo que se generarán nuevos empleos derivados del uso de la IA (ver figura 5)

Figura 5. Análisis FODA del ODS 8



Fuente: Elaboración propia a partir de Montes et al. (2021); Chiacchio et al. (2018); Art et al. (2016)

Respecto al FODA presentado por las Naciones Unidas (2021), Endeavor (2018) añade que América Latina tiene retos a superar, no solo a nivel operativo sino en el uso de la IA. Presenta cuatro desafíos: (1) la escasez de talento especializado en IA (2) la falta de datos para entrenar la IA (3) el desconocimiento de IA por parte de los clientes (4) y la dificultad que presentan las organizaciones para encontrar fondos. Además, Endeavor (2018) muestra que los sectores con mayor actividad empresarial de alto nivel de especialización de IA en América Latina son provisión de software, servicios empresariales, salud, media, educación, minería marketing, cadena logística y retail.

En vía al abordaje de los retos y oportunidades que la IA ofrece y en relación a las recomendaciones publicadas por Naciones Unidas (2021) se derivan cuatro recomendaciones principales:

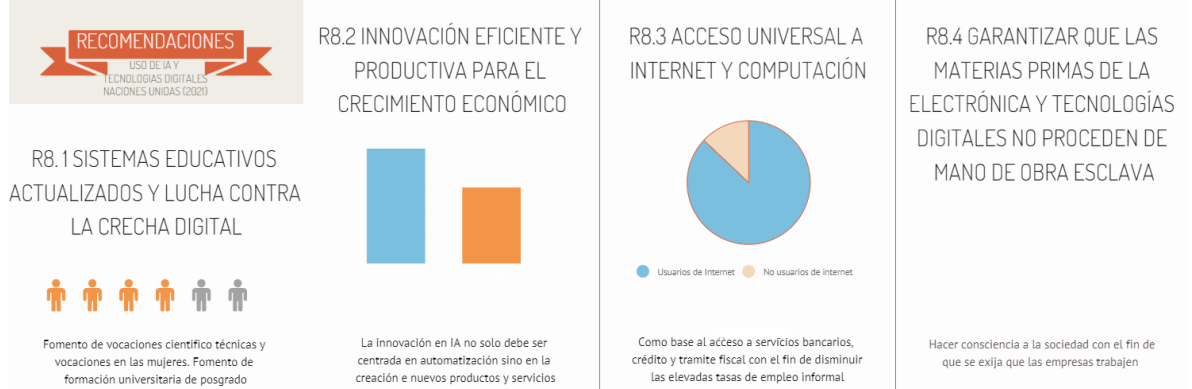
Recomendación 1: Establece que los países deben garantizar que los sistemas educativos se encuentren actualizados, además deberán estar en competencia contra la brecha digital. En este sentido, Arntz et al., 2016, explica que existen mecanismos como la movilidad laboral, la educación continua y actualizada, el fomento de la formación científica y universitaria.

Recomendación 2: Generar en las organizaciones crecimiento económico a través de la innovación eficiente y productiva. Esta recomendación podría lograrse generando una oferta de valor en relación a nuevos productos y servicios. Acemoglu & Restrepo (2020) proponen que no es suficiente la alternativa de la movilidad laboral se debe además garantizar la adopción de las irrupciones tecnológicas presentadas por el CT

Recomendación 3: Acceso universal a internet: aquí se propone como acción para disminuir las tasas de empleo informal, mejorar el acceso a los servicios de la banca y tributarios, apoyando además la recaudación por parte de los gobiernos.

Recomendación 4: Generar conciencia entre la población respecto para exigir a los gobiernos que las materias primas tecnológicas, así como la mano de obra usadas no estén relacionadas con prácticas esclavistas.

Figura 6. Recomendaciones en el uso de la IA y Tecnologías Digitales



Fuente: Naciones Unidas (2021); Acemoglu & Restrepo, 2020; Arntz et al. (2016)

Las recomendaciones propuestas por las Naciones Unidas (2021) se fundamentan en 2 conceptos primordiales: (1) La necesidad de mejorar las competencias de los trabajadores, eliminando las tareas rutinarias, creando habilidades y re capacitando al personal y (2) La

importancia de la innovación como herramienta para el crecimiento económico dentro de las organizaciones.

#### **(d) Innovación y Emprendimiento:**

##### **- Sobre la Innovación:**

Schumpeter (1942) establece que la innovación es un proceso en el cual una nueva tecnología reemplaza a la anterior; a este proceso lo llamó “destrucción creativa”. Schumpeter (1934) enfatiza que una innovación implica nuevas combinaciones de factores y propone que la innovación debe incluir cinco actividades humanas: (1) Introducción de nuevos productos (2) Introducción de nuevos métodos de producción (3) Apertura de nuevos mercados (4) Captación de nuevas fuentes de suministros (5) Reorganización de una industria (puede incluir la monopolización de la industria o la destrucción de un monopolio existente).

En el mundo se introducen innovaciones frecuentemente que son desequilibrantes y transformadoras en el sistema y puede ser comprendido y explicado a través del CT (Suárez, 2019). En palabras de Schumpeter (1942): “el capitalismo es por su naturaleza, una forma de transformación económica y no solamente no es jamás estacionario, sino que no puede serlo nunca”. Partiendo de sus aportes se determina que el proceso de innovación es distinto al proceso de invención, aunque sus definiciones son frecuentemente confundidas (Tidd & Bessa, 2015), una invención que no se transforma en una aplicación práctica es económicamente irrelevante (Schumpeter, 1942). Citando a Vergés (2007), la creación de las empresas y la innovación tienen una relación muy estrecha a lo que denomina “simbiosis”.

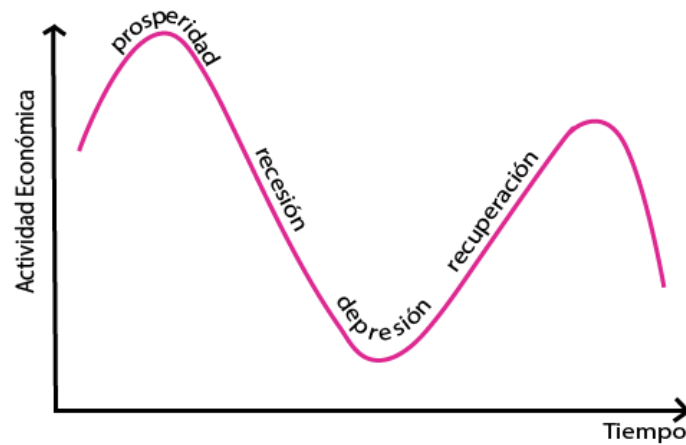
Por su parte Pérez (2010) define las innovaciones radicales como aquellas que ocurren en una versión primitiva para después de ser aceptadas en el mercado sufrir innovaciones incrementales. La innovación es la diferencia principal entre los emprendedores y los no emprendedores, ya que los primeros buscarán combinaciones innovadoras de recursos para obtener beneficios (Kruger, 2004). Las visiones del empresario innovador no son resultado de la espontaneidad del Estado o del mercado de acuerdo a Schumpeter (1991). Los empresarios son, por lo tanto, un agente económico, donde su calidad es adquirida por la realización de diversas combinaciones productivas que dan paso al proceso innovativo (Schumpeter, 1978).

Cuando las innovaciones se concentran en ciertos y reducidos sectores se acentúa el agotamiento para innovar y es el emprendedor quien “desequilibra” mediante la destrucción creativa (Schumpeter, 1939). Son las interacciones entre los productores y los usuarios los que formarán redes complejas y dinámicas llamadas conglomerados o clústeres; las innovaciones son difundidas y legitimadas en forma de clústeres (Pérez, 2005). Incluso, una innovación puede impulsar al desarrollo de una nueva innovación. Cuando las innovaciones son sumamente radicales usualmente generan el surgimiento de una industria por completo (Pérez, 2010).

La innovación tiene un carácter endógeno y es impulsada por el empresario y es el resultado de la relación que surge entre distintos agentes y entornos propios de la innovación tecnológica. Estas relaciones son complejas y usualmente difuminan el papel que tiene el empresario como agente innovador individual (Ruiz, 1995). Por su parte Mueller (1990), destaca la innovación como la esencia de la competencia, ya que ella no toma la forma de los precios más económicos en el mercado sino de aquellas ideas con mayores ventajas.

Durante la década de los veinte, Kondratieff (1926) tenía la hipótesis de que el capitalismo evolucionaba de acuerdo a ciclos largos de plazo que tenían una duración de entre cincuenta y sesenta años, donde veinticinco años representaban expansión y el resto recesión. Schumpeter (1939) por su parte, retoma de Kondratieff algunos elementos y explica que la innovación está compuesta tanto de ciclos económicos como de inestabilidad e identifica que los ciclos están compuestos de cuatro fases: (1) Prosperidad, (2) Estancamiento o recesión, (3) Depresión, (4) Mejora o recuperación. La prosperidad supone el momento más elevado del ciclo económico ya que la economía se encuentra en crecimiento considerable, cuando son producidos ciertos acontecimientos que interrumpen esta etapa, se da origen al estancamiento o recesión, en donde no hay apenas crecimiento económico. La etapa de la depresión constituye el punto más bajo del ciclo económico y es caracterizada por altos niveles de desempleo, disminución en la producción, disminución de la inversión y del consumo. Cuando la economía mejora paulatinamente surge la mejora o recuperación, donde se supera la crisis económica (Véase en la figura 7).

Figura 7. Ciclo de negocio de acuerdo a Schumpeter de cuatro fases



Fuente: Schumpeter (1939)

Existen diversas investigaciones en relación a la innovación como base de una economía competitiva (Porter & Ketels, 2003). Existe suficiente evidencia para determinar que la competitividad de una organización depende del proceso de gestión de innovación (Adams et al., 2006). Sin embargo, medir los procesos que influyen en la capacidad de innovación de una organización es un reto que deberán adoptar las empresas y organismos de investigación académica (Cordero, 1990). En este sentido, con frecuencia se proponen mecanismos para medir ciertos aspectos de la gestión de la innovación, sin embargo, estas propuestas se encuentran fragmentadas (Adams et al., 2006) debido a que los estudios empíricos generalmente tienen métricas en términos de gastos, velocidad de comercialización y número de productos o servicios nuevos. Por lo tanto, realizar una evaluación generalizada proporcionaría a los emprendedores suficiente información para lograr un monitoreo a los procesos de innovación, identificación de posibles limitantes y recomendaciones de corrección (Cebon et al., 1999).

Adicionalmente Cormican & O'Sullivan (2004), conciben la innovación como un proceso continuo y multifuncional, cuyas capacidades organizacionales deben ser crecientes. Por lo cual, el proceso de innovación requiere la adaptación y adopción de estrategias sociotécnicas aplicables a todos los niveles de la organización, incluyendo de forma crítica a los procesos, personas y tecnología. Adams et al. (2006) proponen un marco de medición de la gestión de



la innovación que consiste en siete categorías: (a) insumos, (b) gestión del conocimiento, (c), estrategia, (d) organización y cultura, (e) gestión de la cartera, (f) gestión de proyectos y (g) comercialización.

Los insumos (*Primera Categoría*) hacen referencia a actividades de innovación que incluyen factores financieros, recursos humanos y materiales, así como la generación de nuevas ideas. Diversos estudios han demostrado que el gasto en I+D tiene relación con la innovación en la empresa (Deeds, 2001; Greve, 2003; Parthasarthy & Hammond, 2002). Sin embargo, la I+D sólo representa uno de los varios insumos, por lo que no debe considerarse cómo la única métrica debido a que no es una medida útil para micro, pequeñas y medianas empresas (MiPyME) que no tienen la capacidad económica de efectuar actividades formales de I+D, incluso, en algunos casos, altos niveles de I+D podrían enmascarar ineficiencia en los procesos (Cebon & Newton, 1999; Dodgson & Hinze, 2000). Por esta causa, Adams et al. (2006) sugieren una medida más útil de los insumos desagregado los diferentes tipos, midiéndolos de forma independiente y volver a agregarlos para tener una medida general.

El elemento de recursos humanos de la categoría insumos representa el número de colaboradores comprometidos en la tarea de innovación, en términos de habilidades, experiencia y educación. Unidades diferenciadoras en una empresa son el resultado de la diversidad de las habilidades y experiencia. Con la creación de redes colaborativas podría surgir un número significativo de insumos para la innovación (Damanpour, 1991). A pesar de que las características demográficas (sexo, edad, educación, país) no influyen en la capacidad innovativa de los individuos (Baldrige & Burnham, 1975), los grupos innovadores deben estar compuestos por la combinación de individuos con características diversas entre sí (Amabile et al., 1998).

Los individuos con altos niveles de conocimiento y autoestima aumentan la eficacia de los proyectos de I+D (Kessler & Chakrabarti, 1996) y aquellos con conocimiento y experiencia con frecuencia son más innovadores (Bantel & Jackson, 1989). La propensión individual de innovación ha recibido mucha atención, y aunque es difícil de medir, el Indicador de “Potencial de Innovación” (Patterson, 2003), es un referente para establecer comportamientos que fomentan o inhiben la innovación en el trabajo. Este indicador evalúa

la motivación del individuo para cambiar, el comportamiento ante los desafíos, el enfoque de trabajo y la preferencia por métodos probados y confiables.

Los recursos materiales incluyen insumos, equipos, instalaciones y edificios. Un elemento que no es fácilmente medible es la holgura, es decir, los recursos materiales inactivos o subutilizados, sin embargo, representan un catalizador para la innovación. Estos recursos permiten la absorción de fallas, promueve la cultura de experimentación y diversificación y disminuye el temor hacia el fracaso de un proyecto (Kimberly, 1981). Frecuentemente, los recursos tanto materiales como humanos con holgura son vistos como sinónimo de costos que deberían eliminarse (Nohria & Gulati, 1996).

A pesar de que existe una alta concentración en la medición financiera de insumos, existe aún la necesidad de profundizar en medidas de procesos y modelos de negocio. En particular las habilidades blandas han sido pobremente representadas en los instrumentos de medición (Adams et al., 2006).

*La segunda categoría* llamada gestión de conocimiento, tiene su importancia derivada del papel fundamental que tiene el conocimiento en el proceso de innovación (Coomb's et al., 1998). La identificación, adquisición, uso, absorción y transferencia de conocimiento son necesarias para el funcionamiento sobresaliente de una empresa (Zahra & George, 2002). La gestión del conocimiento se encarga de obtener y transmitir ideas e información relativas a la innovación, absorción y colaboración en red. Incluye la gestión del conocimiento implícito y explícito (Davis, 1998; Nonaka & Takeuchi, 2007). Las tres áreas básicas de la gestión del conocimiento son la generación de ideas, repositorio de conocimiento y flujos de información. La generación de ideas es la materia prima de la innovación; el costo es bajo comparado con otros procesos, pero puede tener un impacto significativo en el proyecto. La generación de ideas incluye la identificación de oportunidades, la concepción de la idea, la selección de las ideas y el desarrollo del concepto de la idea (Koen et al., 2001).

Con frecuencia al comienzo del proceso de innovación, en la identificación y concepción de ideas, la mayoría de las métricas evalúan aspectos cuantitativos y económicos, sin embargo, conforme el proceso avanza, en las etapas de idoneidad y viabilidad las métricas son

mayormente cualitativas, lentas y costosas; además, las métricas tienen dos tendencias: contar el número de ideas y la segunda, relevar el uso de las organizaciones con respecto a técnicas de generación de ideas (Chiesa & Masella, 1996).

Deberán medirse además el conocimiento acumulado de una empresa, el depósito del conocimiento, el conocimiento nuevo y existente, el interno y el externo (Galunic & Rodan 1998; Nonaka & Takeuchi 1995; Pitt & Clarke 1999). En este sentido, la capacidad de absorción es un término que permite identificar la capacidad que tiene una organización para absorber y utilizar sus conocimientos para fines comerciales (Cohen & Levinthal, 1990). El continuo proceso de inversión y acumulación de conocimiento a través de la experiencia en una organización representa incrementa su capacidad de absorción; estas empresas, tienen más posibilidades de adquirir conocimientos de forma endógena y exógena. La capacidad de absorción está estrechamente relacionada a la innovación (Chen, 2004).

El flujo de información dentro de la organización crea el espacio propicio para desarrollar ideas innovadoras. Su métrica está relacionada a los vínculos exógenos del grupo innovador con el exterior, procesos internos de recopilación de información y comprensión e información con el cliente (Cebon & Newton, 1999; Atuahene-Gima, 1995).

*La tercera categoría* innovación de la estrategia, es definida por Ramanujam & Mensch (1985) como decisiones consistentes, subsecuentes y cronometradas de asignación de recursos diseñados para alcanzar un objetivo, la estrategia de innovación está usualmente relacionada a la postura que adquiere la empresa con respecto al entorno competitivo asociado al desarrollo de nuevos productos o servicios (Dyer & Song, 1998). Deben considerarse además las iniciativas innovadoras internas, dando un contexto estructural y complementario. La estrategia de innovación está dividida en 3 componentes: asunción de riesgos, proactividad y compromiso perseverante a innovar (Saleh and Wang, 1993). Está demostrado que el rendimiento de un producto nuevo depende de la estrategia adoptada por los líderes, quienes deben adoptar una visión sólida, compromiso a largo plazo y asignación de recursos (Cooper, 2004).

De acuerdo con Dougherty and Cohen (1995), los líderes tienen mucha influencia en las estrategias, y aquellos con mayor posibilidad de innovar son aquellos que tienen una visión futura clara, perspectiva de cambio organizacional, resolución de conflictos y creatividad. Los directivos son, además, los responsables de generar el flujo de información y defensa sobre la visión de innovación dentro y fuera de la organización (Shin & McClomb, 1998).

*La cuarta categoría* llamada estructura y cultura organizacional, sugiere un reajuste entre la estrategia y la estructura de forma que puedan actuar eficazmente de forma integrada, especializada e integrada (Pugh et al., 1969). En este sentido, diversos estudios han demostrado que el entorno de trabajo percibido por el colaborador es un diferenciador en el nivel de innovación de las organizaciones (Amabile et al., 1996; Ekvall, 1996). Las actitudes de creatividad e innovación son originadas por factores del entorno laboral, este entorno puede ser creador o inhibidor de la innovación.

Comúnmente, las organizaciones deberán tener la capacidad para permanecer en los dos estados: por una parte, la flexibilidad y por otro la rigidez, por ejemplo, permitiendo la libertad creativa, pero gestionando la innovación de manera eficaz y eficiente (Mitroff, 1987). El grupo designado a las tareas de innovación debe tener ciertas condiciones corporativas que fungirán como habilitadores del proceso entre las que se encuentra la multidisciplinaria, el compromiso por parte del líder de proyecto, la comunicación interfuncional, la colaboración, el conocimiento, las competencias, la autonomía del equipo y la responsabilidad del proceso (Ernst, 2002).

Se ha demostrado que la poca flexibilidad de la organización y procedimientos rigurosos tienen un impacto negativo en el proceso de innovación (Damanpour, 1991). Detrás del concepto de cultura organizacional se encuentran conceptos de gestión de recursos humanos y clima laboral con el cual los colaboradores perciben que la empresa respalda la innovación (Amabile et al., 1996).

Uno de los instrumentos comúnmente utilizados para medir el clima laboral es el Team Climate Inventory (TCI) (Anderson y West, 1996, 1998). El TCI mide cuatro aspectos: (a) seguridad participativa, es decir, cuanto aporta el equipo en la toma de decisiones y que tan

seguros se sienten de proponer nuevas ideas y mejoras a los procedimientos actuales, (b) apoyo a la innovación, dicho de otra forma, el grado de apoyo real contra en que es propuesto por los altos directivos, (c) la claridad de los objetivos, el flujo de los objetivos dentro del equipo y su nivel de valoración, llamado también visión, y (d) orientación a la tarea, el compromiso real por parte del equipo por realizar las tareas de manera competente y con seguimiento en la mejora continua (Anderson & West, 1996). Son necesarios los espacios seguros de experimentación y creación (Zien & Buckler, 1997). Otros aspectos de la cultura organizacional incluyen la moral, confianza, motivación de los individuos, la voluntad de enfrentar riesgos y tolerancia al fracaso que incluye aprender de estas situaciones para evitar apostar con imprudencia (Saleh & Wang, 1993).

*La quinta categoría* llamada gestión de la cartera tiene su importancia debido a que en el proceso de innovación los recursos son utilizados con rapidez (Cebon & Newton, 1999), por lo que se tiene la necesidad de gestionarlos, la eficacia con la que se realice esta tarea será determinante como ventaja competitiva (Bard et al., 1988). Esta categoría debe lograr un balance óptimo en el desarrollo de productos que optimice el retorno de inversión contra el riesgo. El problema radica en la selección, evaluación y asignación de recursos en condiciones inciertas (Hall & Nauda, 1990), en la actualidad se dispone de diversas herramientas matemáticas que maximizan la salida de acuerdo a los criterios especificados y las entradas disponibles, aunque desafortunadamente son usualmente ignorados por la industria (Schmidt & Freeland, 1992). Los mejores ejecutantes de esta categoría usan herramientas formales y explícitas, y las aplican de forma consistente en su cartera, adicionalmente, evalúan los proyectos determinando su nivel de competencia requerida y si se tiene la capacidad organizacional para afrontarlos (Cooper et al., 1999). Finalmente, después de ejecutados los proyectos se evalúan los resultados en comparación a los objetivos comerciales (Lee et al., 1996).

Convertir los insumos en innovación que sea comercializable es definida en la *sexta categoría* llamada gestión de los proyectos. Existen diversos enfoques que modelan el proceso de innovación y describen las actividades que ocurren de forma lineal-secuencial o caóticas. Sin embargo, los principales componentes de la gestión de los proyectos son:

herramientas, comunicación, colaboración y eficiencia del proyecto. Frecuentemente, se propone comparar los costos reales del proyecto, su duración y sus ingresos comparado con los proyectados (Hauser & Zettelmeyer, 1997; Chiesa & Masella 1996; Cebon & Newton, 1999); por esta causa las organizaciones que buscan innovar deben establecer procesos formales de innovación. Estos enfoques surgen en los años noventa (Veryzer, 1998), donde se busca evaluar el proceso del proyecto, aunque existen vacíos en la industria de servicios y en las innovaciones en el sector público (Adams et al., 2006). La comunicación interna ejercida en los distintos niveles y áreas tiene una relación positiva con la innovación debido a que facilita el flujo de ideas dentro de la organización, aumenta la diversidad, la sinergia, los niveles de participación y favorece el clima laboral (Damanpour, 1991); adicionalmente, se considera el uso de trabajo colaborativo exógeno.

Finalmente, *la comercialización*, considerada por algunos autores como la segunda parte del proceso de la innovación (Zaltman et al., 1973), es decir llevar la innovación al mercado (Chakravorti, 2004) o bien, la adopción de nuevas técnicas (Single & Spurgeon, 1996). La comercialización se define como una etapa en la que la organización es menos dependiente de sus capacidades tecnológicas que fueron necesarias en las etapas iniciales para dar paso a la dependencia de la dinámica del mercado (Kelm et al., 1995). En esta etapa se debe garantizar el éxito comercial de un servicio, proceso o producto por lo que se incluyen tareas de mercadotecnia, venta, distribución y colaboración interempresarial. Existe un fuerte contraste de las capacidades técnicas que eran necesarias en el las etapas iniciales y la capacidad de mercadotécnica necesaria en esta categoría debido al análisis y seguimiento en el mercado, la planeación y estrategia necesaria para llegar al cliente (Calantone & di Benedetto, 1988; Globe et al., 1973).

La innovación es considerada como uno de los principales impulsores del desarrollo económico, es no solo el resultado positivo de los objetivos organizacionales y de sus empleados, clientes y asociados con mejores y menos costosos precios para los clientes, sino que permite que el proceso permita crear y capturar la innovación, creando una mezcla con las personas, el conocimiento, la tecnología, el espacio, las redes y sus competencias (Dodgson et al., 2013).

La clásica noción de Schumpeter (1942), sobre la innovación muestra una recombinación y reconstitución de los recursos, generando nuevas ideas y artefactos en nuevas formas. La innovación debe ser adecuadamente gestionada (Volberda et al., 2013), su gestión permitirá obtener a través de las habilidades de la organización beneficios de la innovación (Chakma & Chaijinda, 2020).

La gestión de la innovación requiere conocimiento y todos los recursos necesarios para que la innovación pueda ser exitosamente aplicada (Eveleens, 2010). Su aplicación requerirá aprendizaje y capacitación, lo que podrían implicar también experimentación, riesgos. La gestión de la innovación es conducida por la práctica en vez de la teoría, explica cómo los recursos y sus capacidades deben ser invertidos y como se transforma su valor con la introducción de nuevas ideas (Dodgson et al., 2013). La innovación representa una herramienta para los emprendedores, es decir, la oportunidad de crear nuevos negocios o servicios (Druker, 1985); y es en esencia una opción para el desarrollo de competencias de los emprendedores como, por ejemplo: resolver problemas en una dimensión de alta complejidad (Montes et al., 2021).

#### ***- Sobre el emprendimiento***

El vocablo “emprendimiento” fue utilizado por primera vez por Richard Cantillon en el año de 1755. El concepto ha sido estudiado desde distintas perspectivas teóricas. Los fundadores de la teoría del emprendimiento fueron Ricard Cantillon en el año 1755 y Jean Baptiste Say en 1803 (Kruger, 2004; Landtröm, 2005). Aunque Cantillon (1775) define al emprendedor como “el agente que compra los medios de producción a un precio determinado y los combina para obtener un producto nuevo”, otros autores han complementado su definición con características como quienes asumen y soportan el comportamiento del mercado (Thornton, 1998; Von, 1949; Druker, 1985), portadores de riesgos (Knight, 1921), solucionadores de problemas (Schumpeter, 1934), coordinadores, previsores y evaluadores de proyectos (Say, 1803; Von, 1949), llenadores de “huecos” (Leibenstein, 1966), líderes, individuos que causan inestabilidad a los mercados, innovadores (Schumpeter, 1934; Schumpeter, 1942; Druker, 1985), imitadores creativos (Coon, 2004), con imaginación (Casson, 1982), optimistas (Coon, 2004), personas con estado de alerta a la información elevada (Kirzner, 1973), creador

de riqueza (Stevenson, 2000), personas con capacidad de visualizar oportunidades (Coon, 2004), personas que cumplen funciones directivas en cuanto a producción y distribución de bienes en un mercado competitivo (Say, 1803; Coon, 2004).

De acuerdo con Schumpeter (1934); Shane (1994); Baskerville, (2003) la innovación y el emprendimiento tienen una estrecha relación. Para Schumpeter (1963) el equilibrio clásico es obstaculizado por el emprendimiento y podrían obtener monopolio a partir de alguna innovación. Por su parte, Terán-Yépez & Guerrero-Mora (2019) argumentan que en países donde la motivación por emprender está ligada a la necesidad y no a la oportunidad, las tasas de emprendedores son más altas. Es Schumpeter (1911) quien plantea un desequilibrio dinámico causado por los empresarios innovadores, y llamó a estas tareas “destrucción creativa”, como el proceso de transformación que acompaña a la innovación. En su teoría sobre crecimiento económico (TED), Schumpeter (1934) argumenta que el emprendedor tiene un papel fundamental en los negocios ya que es quien estimula la inversión, la innovación y quien determina el aumento o decremento de la prosperidad. Schumpeter (1963) infiere que, sin los emprendedores, la tasa de crecimiento es limitada a un crecimiento basado en factores de producción y el proceso es generado con mayor dificultad. Sin los emprendedores no habría progreso económico.

Con frecuencia los empresarios reúnen capital y toman riesgos, lo que tiene por consecuencia el desarrollo de posibles innovaciones y generación de nuevos productos útiles económicamente. También crean conocimiento a partir del conocimiento existente (Kurz, 2012). Bajo la “perspectiva schumpeteriana”, los emprendedores son capaces de generar nuevas oportunidades<sup>19</sup>, transforma el sistema económico y fomenta el crecimiento de la economía. Dicho en otras palabras, el emprendimiento conduce a una competencia natural entre los empresarios titulares y los empresarios entrantes en la estructura del mercado (Carlsson et al., 2013)

---

<sup>19</sup> Bajo la perspectiva schumpeteriana el conocimiento y las oportunidades de negocio no existen a priori, sino que surgen como consecuencia de las acciones de los empresarios. Bajo la perspectiva kirzneriana los emprendedores descubren las oportunidades existentes



En la actualidad se han definido cuatro corrientes principales de investigación del fenómeno del emprendimiento de acuerdo a su área de interés (Chu, 1998; Kruger, 2004). El emprendimiento se podría analizar desde distintos ángulos: el económico, el geográfico, el gerencial, psicológico o sociológicos (Hart, 2003). Estas corrientes se detallan en la Figura 8 y se presenta bajo qué pregunta son dirigidos.

Figura 8. Corrientes de investigación del emprendimiento

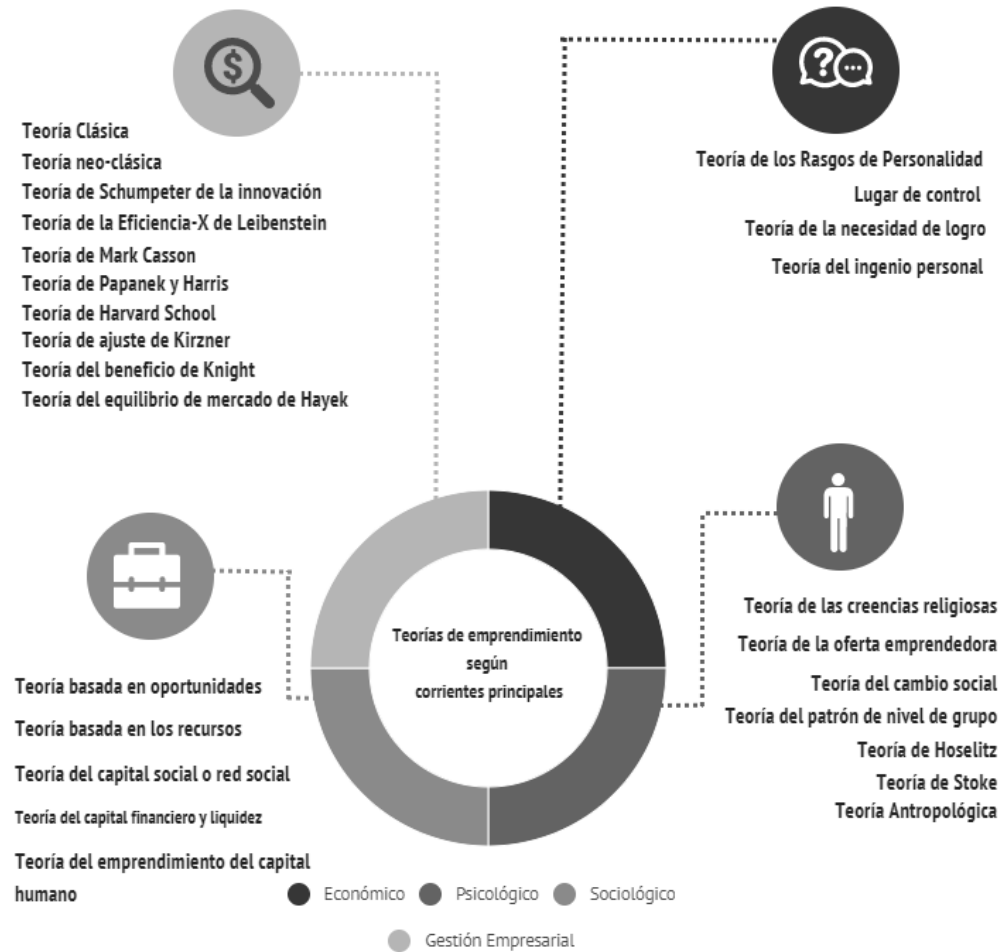


Fuente: Elaboración propia a partir de Adaptación de Chu (1998) y Kruger (2004)

Baumol et al. (2008) advierten que para obtener crecimiento económico es necesario que exista una economía capitalista emprendedora y un entorno institucional adecuado; creando y desarrollando nuevos negocios, incentivando acciones emprendedoras productivas y manteniendo a los líderes en actividades innovadoras continuas. En palabras de Waleska (2016) la prosperidad de un país está determinado cada vez más por los emprendimientos y tiene cada vez menos relación con sus recursos naturales. Bajo la tradición de la escuela schumpeteriana se ha vinculado el espíritu emprendedor empresarial y el crecimiento

económico al conocimiento, por lo cual el conocimiento es un factor clave en la función empresarial y en la creación de oportunidades (Winter, 2016).

Figura 9. Teorías de emprendimiento según las corrientes principales



Fuente: Elaboración propia a partir de los autores.

Existen diversas teorías del emprendimiento (Ver figura 9), hasta este momento se ha abordado la teoría del emprendimiento de acuerdo a la escuela de Schumpeter (1942) sin embargo, dentro de la corriente evolutiva llamada también neo-schumpeteriana o economía evolutiva, el conocimiento juega también un papel primordial en el emprendimiento y la economía (Witt, 2008; Fagerberg 2003; Hodgson 2015; Dosi & Nelson 2010; Dosi et al.

2000; Nelson 2016; Nelson and Winter 2002). Además, enfatiza la importancia de los procesos coevolutivos donde se vincula el conocimiento, la estructura industrial de las organizaciones y las instituciones (Murmman, 2013). Desde la mirada de la corriente evolutiva, el emprendimiento es definido como un proceso con propiedades emergentes que involucra la búsqueda de oportunidades, generando nuevos conocimientos.

Para la corriente teórica que aborda los estudios de sistema de innovación, los empresarios no actúan en forma aislada, por el contrario, se vinculan con diferentes actores heterogéneos como pueden ser clientes, patrocinadores, proveedores, científicos, gobierno, instituciones financieras, entre otros. Allí cada uno tiene conocimiento y capacidades diferentes que contribuyen en distinta manera al proceso de aprendizaje e innovación (Lundvall, 2007). Los Sistemas Nacionales de Innovación (SNI) tienen por objetivo la generación y difusión de conocimiento, la formación del espíritu empresarial utilizando como medio las universidades, a los sistemas educativos, la política pública, y las normas nacionales. Es decir, bajo esta perspectiva, el espíritu empresarial se ve afectado en términos de disponibilidad de conocimiento, oportunidades tecnológicas, actores de apoyo e instituciones de ajuste y se ha demostrado que tiene aplicación tanto en países con economías avanzadas como en países emergentes y en desarrollo (Malerba & Mani, 2009; Lee and Malerba 2017; Malerba 2010).

En resumen, las capacidades y conocimiento impactan en tres corrientes: (a) la teoría del emprendimiento, (b) el impulsor del emprendimiento y (c) la innovación. Bajo estas corrientes, las funciones claves de los empresarios dentro de la economía son dos: (i) representan la fuerza disruptiva y de desequilibrio que crece de forma endógena en la economía y (ii) impulsan procesos de dinamización económica que permiten el crecimiento económico y social (Malerba, 2020).

## CAPITULO 3

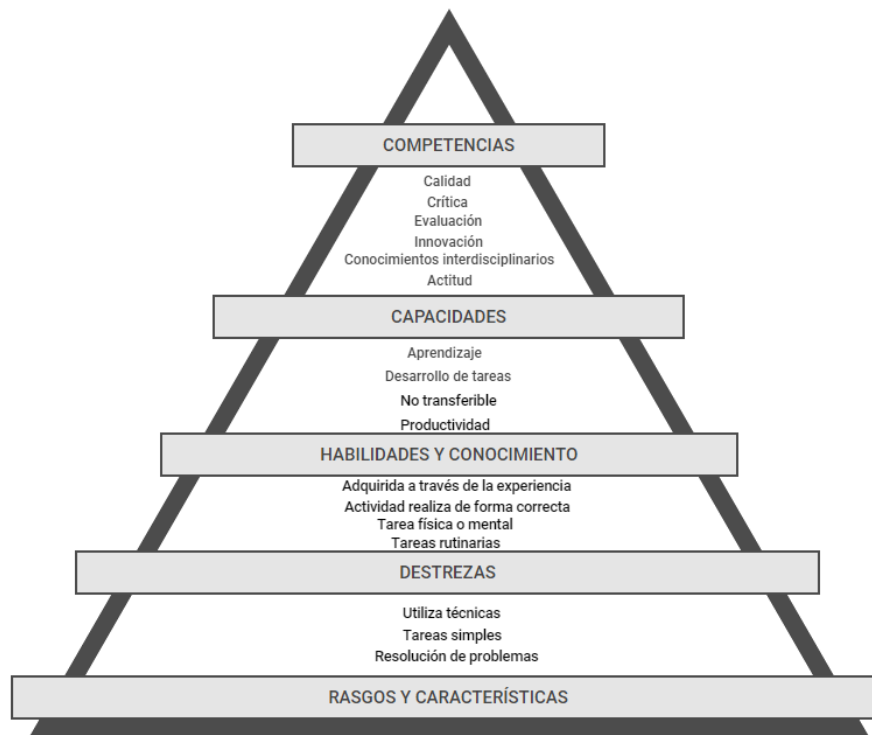
### LAS COMPETENCIAS COMO MARCO TEÓRICO ANALÍTICO Y CONCEPTUAL DE LA INVESTIGACIÓN

#### 3.1. Competencias, habilidades y capacidades en la gestión de innovación en las empresas

Con frecuencia los términos de aptitudes, destrezas, habilidades, capacidades y competencias son utilizados indistintamente (López, 2016; Agut & Grau, 2001). Sin embargo, aunque los conceptos se encuentran relacionados entre sí, su significado es distinto.

La figura 10 permite resumir la diferencia entre los conceptos que en este capítulo se han tratado, cada base del triángulo representa un concepto, mientras que los elementos que se encuentran entre cada base representan los elementos necesarios para llegar desde ese concepto al nuevo.

Figura 10. Diferencia entre los conceptos destreza, habilidad, capacidad y competencia



Fuente: Elaboración propia a partir de la revisión de la literatura

Las aptitudes se refieren a las características del individuo que son permanentes y que hacen posible el desempeño de cierta tarea (Hortangas, 1994). Estas, describen las características del individuo con cierto grado de permanencia. Se diferencian de los otros conceptos (destrezas, habilidades, capacidades y competencias) debido a la naturaleza del dominio. Las aptitudes tienen una naturaleza exclusivamente cognitiva; mientras que el resto incluyen, además, actividades físicas o motrices (Dunnette, 1976; Murphy, 1988).

Las aptitudes tienen tres aspectos fundamentales: (1) Permanencia (2) Inherentes al individuo de forma innata y (3) se identifican de acuerdo a la conducta del individuo.

La destreza por su parte y de acuerdo a Spencer & Spencer (1993) es una característica de la competencia. Esta es definida como la habilidad de realizar una tarea ya sea física o mental. Para Straka (2008) la destreza es definida como la habilidad de aplicar conocimientos y utilizar técnicas, teniendo como objetivo la resolución de problemas.

En este mismo contexto, la destreza es descrita de dos tipos: (a) destrezas cognitivas; que utilizan el pensamiento lógico, intuitivo y creativo y (b) las destrezas prácticas que tienen su fundamento en la destreza manual, herramientas e instrumentos (Stenberg, 1985).

En tercer lugar, se presentan las habilidades las cuales representan una sucesión de conductas abiertas del individuo y tienen una naturaleza rutinaria y estable. Limitan al empleado a actuar sobre situaciones similares a las que ya ha pasado (Kanungo & Misra, 1992). Se identifica de forma fija su objetivo y están dirigidas a través de tareas breves. Las habilidades pueden aprenderse en un tiempo corto y están dirigidas hacia un objetivo (Murphy, 1988). Además, poseen tres características fundamentales: (1) son transformables, (2) son adquiridas, (3) se identifican mediante la observación (Dunnette, 1976).

De acuerdo con diversos autores como Maya & Orellana (2016) y Méndez (2020), en la economía digital siempre existirá cierto grado de escasez de habilidades. Sin embargo, si dicha escasez es alta y persistente tendrá consecuencias económicas severas en ámbitos individuales, empresariales y generales. De acuerdo a esta afirmación, los autores recomiendan a los países anticiparse a las necesidades de cualificación, teniendo mayor

disponibilidad de competencias y acceso a la formación de las personas, con el propósito de disminuir el impacto del CT y atender las necesidades del mercado laboral.

Pérez (2001) enfatiza que los trabajadores actuales ya no solo responderán a la demanda actual de tareas específicas de un puesto de trabajo, por el contrario, deberán ser capaces de afrontar las eventualidades con éxito en el desempeño de éste. No bastaría solo con cualificaciones técnicas o funcionales.

En cuarto lugar, se presentan las capacidades, las cuales se caracterizan por habilidades, condiciones y aptitudes de los individuos que les permiten aprender y desarrollar una tarea en particular (Davenport & Redman, 2020). Son un recurso incrustado en la persona y así mismo en la empresa que por su naturaleza no es transferible y tiene por objeto la productividad (Makadok, 2001).

El uso práctico las capacidades es expresada a través de las competencias, por lo cual, existe un vínculo entre ellas. Estas últimas desde la perspectiva cognitiva Kanungo & Misra (1992) se definen como la “capacidad intelectual que permite desarrollar adecuadamente tareas que dependen de la persona y que no son programadas ni rutinarias y que además se desarrollan en un ambiente complejo”.

De acuerdo con Leboyer (1994), la formación no debe anteceder al trabajo sino actuar de forma conjunta, y es que el éxito de la integración de los conocimientos a las competencias está basado en las experiencias buscadas y explotadas. Las competencias tienen una característica activa del sujeto, participativa y movable donde es necesario “aprender a aprender” (Baldwin y Pagett, 1994). Por su parte, Spencer & Spencer (1993) definen las competencias como la característica subyacente<sup>20</sup> a la persona que está causalmente relacionada<sup>21</sup> a un estándar de efectividad<sup>22</sup> y que muestran un desempeño superior en una situación. Las competencias son de carácter duradero y permiten predecir la conducta del individuo en ciertas tareas y condiciones. Sobre el desempeño se distinguen dos formas de

---

<sup>20</sup> Para los autores una característica subyacente es aquella que forma parte de la personalidad y que permite predecir el comportamiento de la persona en distintos escenarios.

<sup>21</sup> Causalmente relacionada es interpretada como que la competencia es el origen del desempeño.

<sup>22</sup> Hace referencia a un criterio previamente definido que permite predecir cuándo un individuo realizará una tarea de forma efectiva con respecto al estándar.

desempeño: (a) desempeño superior que infiere estadísticamente una desviación típica superior a la media de desempeño y (b) el desempeño efectivo refiere exclusivamente a lo mínimamente aceptable, por lo que, si un individuo no supera la media, no se considera una persona competente.

Anteriormente Boyatzis (1982) había sentado el precedente proponiendo dos categorías de competencias: (a) las competencias umbral que poseen características esenciales mínimas para el desempeño de un puesto y (b) competencias diferenciadoras que permiten distinguir a los individuos con desempeño medio de las que muestran un desempeño superior.

Dentro de la definición del modelo Iceberg que fue presentada por los autores (Spencer & Spencer, 1993), se consideran factores visibles y no visibles que influyen en que un individuo posea o no posea cierta competencia.

Las variables visibles son: (1) Habilidades que son definidas como lo que una persona hace de forma correcta, el desempeño de una tarea física o mental, incluyendo el pensamiento analítico - conceptual y (2) Conocimiento relacionado con lo que una persona sabe de cierta área. Luego están las variables no visibles: (1) Valores sociales que se corresponden con la creencia de la persona. (2) Autoimagen que se refiere a la forma en la que la persona se ve a sí misma o construye su propio concepto. (3) Rasgo que se corresponde con el patrón de la conducta y que es muy próximo a la aptitud, por su grado de permanencia, su carácter innato y no directamente observable y (4) Motivos, que se refiere a aquellos pensamientos naturales que son consistentes y que hacen que la conducta de la persona cambie (ver la figura 10).

Por lo tanto, las **competencias** de acuerdo a Spencer & Spencer (1993) son el resultado de aspectos internos en complementariedad con aspectos externos del individuo.

La figura (Figura X) siguiente permite identificar dentro del modelo propuesto, una línea divisoria entre las competencias desarrolladas y no desarrolladas en el individuo y las características que hacen evidente los rasgos en él, destacando que las competencias desarrolladas reflejan una integración de motivos individuales, rasgos de la persona, su autoimagen, lo que es correcto para el individuo, así como los conocimientos y habilidades relacionadas a la competencia desarrollada (Spencer & Spencer, 1993).

Figura 11. Modelo de Iceberg Spencer y Spencer



Fuente: Spencer & Spencer (1993)

Las variables visibles se pueden desarrollar y mediante la formación también se pueden asegurar tales capacidades. No obstante, las variables no visibles no solo son difícilmente desarrollables, sino también difícilmente medibles y mayormente costosas (Villalobos-Pérez et al., 2011). Además, las competencias no visibles se encuentran mezcladas con la personalidad del individuo (Spencer & Spencer, 1993).

Frecuentemente las organizaciones realizan la selección de personal basado en algunas variables visibles, como el conocimiento superficial y la destreza que muestra el individuo, asumiendo que las variables no visibles se pueden inculcar en el trabajador desde la administración. Sin embargo, lo opuesto resulta ser más efectivo: seleccionar a candidatos con rasgos no visibles destacables y desarrollar las variables visibles. Además, los autores



argumentan que cuando se comparan empleados, la inteligencia, títulos académicos o destrezas pueden ser similares. El diferenciador radica en la motivación, habilidades interpersonales, políticas y otros ejemplos de competencias (Spencer & Spencer, 1993).

En este modelo se infiere que las variables no visibles impulsan la puesta en práctica de los conocimientos y habilidades, por lo que las competencias aumentarán con ayuda del entrenamiento y experiencias positivas de desarrollo.

En este mismo sentido, Medina (2009) propone que las competencias deben integrar “lo que hemos de aprender, de aplicar y de poner en práctica, lo que hemos aprendido y que las actitudes, emociones y valores subyacen al proceso de enseñar y aprender”. De allí, que pueda inferirse que las competencias van más allá de los conocimientos, capacidades, habilidades y destrezas del individuo, integrando también, los valores, actitudes y motivaciones, tal como fue propuesto por Spencer & Spencer (1993). A esto, Sevillano (2009) añade que la persona aprende en el contexto a partir de la interacción con el contexto de forma continua y progresiva.

En palabras de Leví & Ramos (2013) se define competencia como el conjunto de conocimientos, habilidades o destrezas y actitudes que pueden aprenderse y que permiten a las personas realizar una tarea o actividad de manera adecuada y sistemática, pensar y actuar en diversos ámbitos, y que puede adquirirse o ampliarse a través del aprendizaje en un contexto determinado. Aquí la competencia es descrita en términos de responsabilidad y autonomía. Sarramona (2007) complementa el concepto argumentando que las competencias permiten actuar de manera eficiente ante una situación, lo que le da una visión aplicativa, aunque no exclusiva al aspecto práctico. No deberá reducirse el concepto de competencia al de la experiencia, o el saber – hacer, dado que, si bien ésta es una característica de las competencias, solo hace referencia a la habilidad en concreto y excluye los elementos intelectuales e internos del individuo (Zabalza, 2014).

De acuerdo a Spencer & Spencer (1993) existen seis grupos de competencias:

(1) De desempeño y operativas: Son aquellas orientadas al logro, al orden, a la calidad, la iniciativa y la búsqueda de información. Se observan fácilmente mediante la curiosidad y deseo de aprendizaje.

(2) De ayuda y servicio: Se refieren al entendimiento interpersonal y la orientación al cliente. Estas se manifiestan mediante el deseo de tomar el rol del líder, ya sea de manera formal o informal, y usualmente va combinado con la competencia de trabajo en equipo, favoreciendo los intereses de la organización.

(3) De influencia: Son aquellas competencias con impacto en la construcción de relaciones y conciencia organizacional.

(4) Directiva: también llamada también gerencial y tienen el objetivo de desarrollar a los empleados, darles dirección, gestionar a los equipos de trabajo y generar liderazgo. Este grupo de competencias está relacionado con la asertividad desde el punto de vista de que el comportamiento directivo se expresa al “decir a las personas lo que deben hacer” y obtener, aprovechando ese poder para obtener buenos resultados

(5) Cognitiva: Usa el pensamiento analítico, conceptual, razonamiento, experiencia técnica y de dirección. Esta competencia permite el uso del razonamiento inductivo y creativo, entiende las situaciones desde aspectos tanto particulares como globales e identifica conexiones en situaciones no obvias y complejas

(6) De eficacia personal: Este tipo de competencia muestra cuando la persona crea aspectos potenciales en la realización de tareas, la recuperación ante fracasos y gestión de errores.

### **3.2 Diferencias clave sobre habilidades y competencias**

Las habilidades y competencias con frecuencia se utilizan de forma indistinta, sin embargo, su área de acción es totalmente diferente (López, 2016).

Kanungo & Misra (1992) explican la diferencia entre las habilidades y las competencias bajo seis criterios: (1) La naturaleza de la manifestación, (2) La naturaleza de las tareas, (3) Las características del ambiente, (4) La generalización de las tareas, (5) El motivo y (6) El potencial. En la siguiente tabla se puede apreciar un resumen de los argumentos.

Tabla 3. Criterios de distinción entre habilidad y competencia

<b>CRITERIO</b>	<b>HABILIDAD</b>	<b>COMPETENCIA</b>
<b>NATURALEZA DE MANIFESTACIÓN</b>	<b>DE SUCESIÓN DE CONDUCTAS ABIERTAS</b>	<b>DE ACTIVIDADES COGNITIVAS</b>
<b>NATURALEZA DE LA TAREA</b>	<b>RUTINARIAS</b>	<b>NO RUTINARIAS</b>
<b>CARACTERÍSTICA DEL AMBIENTE</b>	<b>ESTABLE</b>	<b>COMPLEJO Y VOLUBLE</b>
<b>GENERALIZACIÓN DE LA TAREA</b>	<b>LIMITADA SITUACIONES SIMILARES</b>	<b>A AMPLITUD EN LAS TAREAS Y SITUACIONES</b>
<b>MOTIVO</b>	<b>DIRIGIDAS POR LA TAREA</b>	<b>DEPENDIENTES DE LA PERSONA</b>
<b>POTENCIAL</b>	<b>FIJO</b>	<b>ILIMITADO</b>

Fuente: Kanungo & Misra (1992)

En la naturaleza, la habilidad demuestra la capacidad de ejecutar una serie de tareas siempre y cuando se encuentren bien definidas y delimitadas. Las competencias involucran actividades cognitivas muchas veces expresado como creatividad, en donde la persona integra un valor significativo al producto o servicio ofertado. Este valor genera un diferenciador contra el resto (Lawler, 1994).

En cuanto a la naturaleza de las tareas, las habilidades se enfocan al desarrollo de actividades rutinarias, programadas y con procedimientos preestablecidos. La IA exige lo contrario: competencias que se distinguen por realizar tareas no rutinarias ni programadas (Schwab & Malleret, 2020). Por otro lado, tanto las competencias como las habilidades deben estar dirigidas por un objetivo. (Warr & Conner, 1992).

Las habilidades son desempeñadas entorno a demandas fijas y estables relativas al puesto de trabajo u ocupación y a las actividades cotidianas en el entorno laboral, mientras que las competencias se desarrollan en ambientes complejos e inestables con ajustes dinámicos (Kanungo & Misra, 1992).

Las habilidades están limitadas a su realización y transferencia siempre y cuando el ambiente sea similar a las que ya son conocidas previamente, por otro lado, las competencias son aplicables a diversas tareas y en diversos entornos; por lo que se manifiesta en el trabajador el desarrollo de procesos cognitivos que le permiten actuar de forma adecuada (Whitley, 2019).

El foco o motivo de las habilidades es relativo a conductas que se encuentran controladas y demandadas por tareas específicas. Por su parte, las competencias, dependen de la persona (Kanungo & Misra, 1992).

El potencial de las habilidades es específico de la tarea mientras que las competencias tienen una naturaleza genérica que se manifiesta en conductas abiertas y en diversos contextos (Boyatzis, 1991)

En resumen, el concepto de las competencias integra el conocimiento, habilidades, actitudes, experiencia e interdisciplinariedad bajo una dimensión práctica y teórica, evitando la acumulación estancada y generando más aprendizaje a partir de la transferencia bajo una visión crítico-reflexiva (López, 2016). Las competencias coexisten al margen de los conocimientos, por lo que hay una estrecha relación entre estos conceptos (competencias y habilidades) (López, 2016). Las competencias pueden ser aprendidas y enseñadas, tiene una característica gradual, evolutiva y dinámica. Sarramona (2007) propone que las competencias no son definitivas ni agotadas en sí mismas, sino que se desarrollan permanentemente de acuerdo al entorno y que evolucionan mejorando la eficacia y eficiencia del individuo.

### **3.3 Dinámica de las competencias en la transformación digital**

Las competencias son fundamentales en un mundo complejo, cambiante e interconectado (Escobar, 2005). Diversos autores justifican (Carabaña, 2011; Escobar, 2005) que el dinamismo de las competencias proviene de las grandes y recientes transformaciones digitales presentadas en las últimas décadas, generando nuevas competencias integrales con carácter personal, profesional y global, además, ha modificado las estructuras organizacionales hacia una tendencia horizontal y con puestos en constante cambio que representan un riesgo en cuanto a su capacidad de adaptación.

En este sentido, es necesario que los líderes de las organizaciones comprendan la dinámica del CT con el fin de realizar las adecuaciones necesarias en las competencias y capacidades de los empleados y dar respuesta al dinamismo del entorno (Miranda, 2015).

Los aportes de Henderson & Cockburn (1994) sobre la configuración de las competencias y de Kogut & Zander (1992) sobre las capacidades combinadas permiten dar paso al concepto de capacidades dinámicas abordado por Teece et al. (1997).

La palabra “dinámicas” hace referencia a la capacidad que se tiene para reconfigurar, construir, integrar y/o cambiar las competencias, conocimientos, estructura, recursos, estrategias, cultura organizacional y modelos tanto externos como internos para ser congruentes con la demanda que plantea el entorno (Pavlou & Sawy, 2011; Teece et al., 1997). El concepto de las capacidades dinámicas posee un aspecto multidimensional ya que se manifiesta fuera de la organización, en la relación de la organización y su entorno, y dentro de la organización (Lawrence & Lorsch, 1967; Teece et al. 1997). Además, las capacidades dinámicas podrían surgir de forma planeada o a través de alguna situación dependiente del entorno (Ambrosini & Bowman, 2009).

Diversos autores (Lawrence & Lorsch, 1967; Donaldson, 2006; Mintzberg, 1980) abordan la teoría de la contingencia para mostrar que la organización debe responder a la demanda realizando los ajustes proactivos o reactivos necesarios para mantenerse y prosperar en entornos cambiantes y dinámicos. Los líderes deberán ser congruentes al establecer estrategias que involucren la integración de nuevos conocimientos y competencias demandadas, teniendo por objetivo el ajuste interno para la adaptación externa hacia el entorno (Sirmon & Hitt, 2009; Kor & Mesko, 2012). Las organizaciones con definición exacta de sus tareas y toma de decisiones rígidas son convenientes solo en ambientes estables (Burns & Stalker, 1961). Esta característica marca una diferencia con la corriente del CT, la cual exige, al contrario: que las organizaciones tengan mayor flexibilidad y procesos decisorios, dinámicos y descentralizados.

Dentro de la administración estratégica también existe la Teoría de la Perspectiva basada en recursos (de las siglas en inglés RBV) con influencia teórica y práctica (Barney, 1991) que

propone que todas las organizaciones están compuestas por recursos y capacidades (Liao, 2010). Estos recursos y capacidades son para las organizaciones sus activos: procesos, información, conocimiento, capital humano y competencias. Todos estos recursos permiten a las empresas incrementar su efectividad y eficiencia en la oferta hacia el mercado (O'Regan & Ghobardian, 2004). El acceso a estos recursos y capacidades puede realizarse mediante alianzas estratégicas, innovación, adquisición y experiencia (Helfat et al., 2009).

La aplicación práctica de tareas creará mayor valor a las empresas, ya que de acuerdo con Cohen & Levinthal (1990) las capacidades de los individuos se incrementan a través de la experiencia y su interacción con el entorno. Cuando las capacidades son distintivas o difíciles de imitar, evaluables o no sustituibles, representan una ventaja competitiva a largo plazo, dando a la organización capacidades que la hacen superior a su competencia (Eisenhardt & Martin, 2000).

Las capacidades dinámicas pertenecen a la RBV, en donde se propone que las capacidades distintivas permitirán explotar los recursos adecuadamente y que las capacidades dinámicas impulsarán la transformación de las capacidades organizacionales actuales hacia capacidades distintivas. En este mismo sentido, el conocimiento es un recurso estratégico que al ser transferido, adoptado e integrado al conocimiento previo dentro de la organización permite incrementar su desempeño (Conner & Prahalad, 1996; Nickerson & Zenger, 2004). Dentro de las capacidades dinámicas el conocimiento debe ser evaluable y las estrategias deben plantearse de acuerdo a los requerimientos del mercado, donde las capacidades dinámicas que genera el conocimiento permitirán construir ventajas diferenciadoras de largo plazo y al mismo tiempo facilitarían a la organización adaptarse a la dinámica del CT (Castrillón, 2018; Barrios-Hernández et al., 2020).

A pesar de que Enkel et al. (2012) propusieron basados en Teece (2007) el uso de las capacidades dinámicas como impulsor de la generación de capacidades distintivas, en la actualidad, la mayoría de las organizaciones no han explotado las capacidades dinámicas hacia la creación de nuevas oportunidades distintas a su área negocio principal. Ejemplos claros de las capacidades dinámicas distintivas podrían ser la detección oportuna de nuevos negocios, redes de colaboración internas y externas, integración de conocimiento actual con

el existente, definición, organización e integración de nuevas unidades de negocios, gestión de riesgo entre otras. El uso de las capacidades dinámicas es una acción proactiva que da respuesta al dinamismo del CT (Miranda, 2015).

Por otra parte, aunque actividades directivas tradicionales como la organización del trabajo en equipo, redes de colaboración internas y externas, detección de nuevas oportunidades e interpretación de información permiten a la organización operar con normalidad, éstas no son suficientes para la generación de capacidades dinámicas y mucho menos para adaptarse al CT (Barnard, 1938). En este sentido, los líderes deberán establecer estrategias que permitan a la organización anticiparse a las demandas del mercado, detectar nuevas tendencias, alto conocimiento del entorno, así como actualizar sus capacidades dinámicas administrativas<sup>23</sup> integrando nuevas capacidades a las existentes (Sirmon & Hitt, 2009).

Las estrategias de los líderes deben incluir la articulación de las capacidades organizacionales que permitan reducir las amenazas y aprovechar las oportunidades del CT; recombinar a nivel multidimensional y de forma innovativa y creativa el desarrollo y uso de los nuevos recursos y de los ya existentes (Eisenhard & Martin, 2000). Las organizaciones deben favorecer el emprendimiento como fomento de la innovación interna. A su vez, el aprendizaje gestionado permitirá detectar, corregir y evitar errores, así como desarrollar nuevas habilidades y conocimientos que permitan aumentar la competitividad empresarial (Jiao et al., 2010).

El aprendizaje es multidisciplinario por lo que su impacto ocurre a nivel individual, grupal y organizacional. El emprendimiento en su integración con el aprendizaje organizacional impulsa a las capacidades dinámicas a que actúan positivamente permitiendo sostener una respuesta favorable a la dinámica del CT (Patwardhan, 2009). En este sentido, el concepto capacidades dinámicas estratégicas se desarrolla bajo dos vertientes: (a) la competencia individual cuyo propósito es el desarrollo de habilidades, conocimientos, experiencias, pensamiento técnico, científico y estratégico dentro de la organización y (b) la competencia organizacional, definido como la administración formal de estructuras, funciones, individuos

---

<sup>23</sup> Adner & Helfat (2003) definen la capacidad dinámica administrativa como la capacidad que tienen los líderes para generar, integrar, gestionar, potencializar y cambiar los recursos y capacidades (capital humano, capital social y conocimiento) de la organización para lograr un alto desempeño.

y grupos dentro de procesos de identificación de potencial, combinación de recursos, desarrollo de estrategias, así como su implementación y evaluación de impacto (Johannesson & Palona, 2010). Las capacidades dinámicas estratégicas para Schreyögg & Kliesch-Eberl (2007) son consideradas como un factor crítico y una de las fuentes de generación de ventaja competitiva sustentable basada en la acumulación colectiva de aprendizaje organizacional.

Del perfeccionamiento de los procesos tecnológicos y organizativos, desarrollo de capacidades individuales y organizacionales y de la gestión de los recursos dependerá la creación de riqueza en regímenes CT. Es decir, la identificación de nuevas oportunidades propias del CT, la gestión efectiva y eficiente de los recursos y el desarrollo de capacidades dinámicas permitirán elaborar estrategias que desequilibren a los competidores, aumenten los costos de los rivales y generen dificultad para la integración de nuevos participantes, convirtiendo al cambio tecnológico en una oportunidad (Teece et al., 1997).

No obstante, las capacidades dinámicas han recibido diversas críticas dentro de las que se destacan: (a) que son difícilmente observables (Simonin, 1999), (b) que el procedimiento de la medición de las variables es débil (Williamson, 1999), (c) que los conceptos no son precisos y (d) que mayormente los estudios que se hacen sobre ellas poseen práctica.

La evaluación de las capacidades y competencias de un individuo no representa una tarea sencilla, ya que no es fácilmente medible y se deben tener procedimientos, pruebas y criterios basados en el individuo y en su entorno (López, 2016). Sin embargo, actualmente existen algunos métodos dentro de los que destacan:

(a) Método de evaluación de 360°: Este método consiste en un cuestionario que puede incluir preguntas abiertas donde se expresan criterios observables y/o deseables. La intención de este método radica en que el individuo pueda observar de una forma objetiva su desempeño dentro de la organización, además los colaboradores y directivos de forma anónima aportan evaluaciones sobre su percepción de la persona con respecto al grupo. Este método también es usado para el establecimiento de las políticas de reclutamiento interno, planes de capacitación, identificación de áreas potenciales en el individuo, reconocimiento de resultados y cuantificación de variables no visibles que son difíciles de cuantificar como lo



son el liderazgo, el trabajo en equipo, solución de problemas, comunicación, entre otras (Escobar, 2005)

(b) Método Assessment Center: Este método predictivo busca evaluar las actitudes y aptitudes del individuo basadas en ejercicios de situaciones hipotéticas apegadas a la realidad. La evaluación es realizada por varios observadores técnicos que se encuentran entrenados. Mediante esta evaluación se detectan las necesidades de desarrollo y formación (Lievens et al., 1997)

(c) Test de Monster: Este test unifica los criterios de evaluación de cuestionarios como el inventario de personalidad de Eyseck (Schmidt, 2010), el inventario de percepción y preferencias de Kostick (Furnham & Craig, 1987), el 16 PF de Cattell et al. (2013), el cuestionario de personalidad laboral en búsqueda de una alternativa para evaluar y predecir la conducta laboral de un individuo (Saville & Holdsworth, 1984). Su aplicación se realiza a través de un procedimiento informático, en donde es posible evaluar las competencias que hayan sido elegidas para la persona.

Las capacidades dinámicas pueden tener acciones reactivas o proactivas. Las reactivas hacen referencia a la capacidad organizacional que busca hacer frente a la demanda ejercida por el mercado, el CT, la competencia y la economía. Por su parte, las proactivas, tienen por objetivo crear acciones que permitan modificar la demanda. El tipo de acción ejercida dependerá de cada organización, la dinámica y también la complejidad del entorno (Teece et al., 1997).

De acuerdo con Porter (1980), las capacidades dinámicas solo pueden existir si se tienen las capacidades organizacionales, conocimiento, habilidades, tecnología, procesos y competencias necesarias, por lo que los líderes deberán desarrollar competencias ajustadas al mercado y de esta forma lograr ventajas competitivas.

Partiendo de la premisa de que todas las competencias pueden ser desarrolladas, existen una serie de técnicas que frecuentemente son utilizadas de forma exclusiva o combinadas. Entre ellas se resaltan las siguientes:

(a) El coaching: Esta técnica posee tres modalidades: individual, grupal y mixto. La primera busca dar respuesta a las necesidades individuales de la persona. La segunda desarrolla actividades que permiten el desempeño colectivo homogéneo de un equipo de personas y la tercera conjuga actividades individuales y grupales y, además, consiste en un seguimiento cercano y estructurado que permitan al individuo alcanzar los niveles de desempeño esperados.

(b) El mentoring, consiste en un método flexible, guiado y continuo a largo plazo, su área de trabajo contempla aspectos personales y organizacionales que afectan el desempeño del individuo en el presente y en el futuro. A diferencia del coach, el mentor debe contar con suficiente experiencia y ser capaz de guiar a otros. La técnica intenta establecer normas de conducta consensuada entre el mentor y el individuo. Debido a la importancia de la figura del mentor, debe existir una buena relación con el participante e involucra compromiso por parte del individuo.

(c) Centros de Desarrollo que buscan que la persona alcance los requisitos óptimos establecidos por la organización con el objetivo de hacerlas más eficaces.

En resumen, la globalización, la digitalización, la demografía están dando como resultado cambios en la sociedad y en la forma en la que las personas interactúan. Los individuos necesitarán competencias distintas y en niveles más altos. Por su parte Bauer et al. (2015) afirman que la TD está exigiendo a nivel global demanda de competencias humanas capaces de operar en el mercado de la oferta – demanda de conocimiento. La formación tradicional que estaba basada en la especialización de una tarea en particular ya no es suficiente, el cambio constante y el nivel de incertidumbre que tienen los nuevos mercados exigen una formación amplia relacionada a tareas paralelas, que incluye habilidades básicas, capacidad de tomar decisiones en el contexto actual, innovación y toma de decisiones complejas, evitando la memorización y tareas mecánicas y adquiriendo conocimientos transversales que sean actualizadas constantemente (Mertens, 1996).

Esta característica está presente en las nuevas competencias y no había sido tan predominante desde que ocurrió la primera revolución industrial (Roitter, 2019). Esto fortalece la teoría

sobre la revolución digital y su caracterización del CT donde se demanda la transformación de las formas tradicionales en las que se gestionaba la innovación específicamente en relación a la gestión de competencias y conocimiento tradicional (Escott, 2020). Por esta razón, uno de los retos actuales que presentan las empresas deberá ser crear acciones que les permitan identificar, obtener, desarrollar y utilizar las nuevas competencias de innovación de sus empleados (Gehrke, 2015).

En esta investigación el concepto de competencias será utilizado como la unión de conocimientos interdisciplinarios que permiten la evaluación, la crítica, la innovación, la sustentabilidad de la empresa en el mercado, así como la aplicación con calidad de un conjunto de conocimientos especializados integrados a la TD (Spencer & Spencer, 1993; González & Wagenaar, 2003; Rychen & Salganik, 2003; Gallardo et al., 2015). Además, tienen un alto grado de probabilidad de que las tareas ejecutadas generen a través de la experiencia acumulada nuevo conocimiento (Benini, 2016; Haefner et al., 2021; Grashof & Kopka, 2021; Bahoo et al., 2021).

## CAPITULO 4

### Una aproximación metodológica para la conceptualización y análisis de las capacidades de dominio de conocimiento

#### 4.1. Enfoque metodológico MAGG.

Para poder lograr identificar, sistematizar y clasificar los distintos elementos para identificar y seleccionar las variables sobre las competencias y capacidades relacionadas con el dominio de conocimiento se optó por utilizar el método de contrastación teórica MAGG propuesto por Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara (2013). Dicho enfoque plantea 4 etapas: (a) búsqueda de literatura, (b) exploración de la literatura, (c) desarrollo del argumento y (d) crítica de la literatura. Asimismo, se consideran los aportes de trabajos recientes de investigación que han utilizado esta misma metodología para analizar aspectos relacionados con la gestión de la innovación en el contexto de la TD (Escott, 2020; Escott et al., 2020, Palacios et al., 2021). De esta forma se establecen una de las bases para el diseño metodológico de la investigación y que permitirá el análisis de las variables identificadas. La tabla 4 resume la forma en la que la metodología fue desarrollada.

Tabla 4. Aplicación de la metodología MAGG

ETAPA	APLICACIÓN
<b>BÚSQUEDA DE LA LITERATURA</b>	<ol style="list-style-type: none"><li>1. Se establece el objeto de estudio: Identificación de los componentes relacionados a las capacidades de dominio de conocimiento.</li><li>2. La literatura para el marco teórico consideró diversos autores a través del tiempo partiendo de las principales teorías y sus principales exponentes teóricos.</li><li>3. Mediante una lectura rápida de la literatura se selecciona los trabajos deber ser incluidos y se excluye al resto.</li><li>4. La literatura seleccionada es leída gradualmente, comenzando por una lectura general hasta llegar a una lectura profunda y específica.</li><li>5. Se identifica los principales argumentos de cada autor.</li></ol>
<b>EXPLORACIÓN DE LA LITERATURA</b>	<ol style="list-style-type: none"><li>6. Se analiza evolución del tema a través del tiempo.</li><li>7. Se identifican las variables relacionadas que inciden con el concepto de competencias.</li></ol>
<b>DESARROLLO DEL ARGUMENTO</b>	<ol style="list-style-type: none"><li>8. Se clasifica la literatura con base a los enfoques otorgados por cada autor sobre el concepto de competencias con el objetivo de identificar de forma ordenada de sus argumentos.</li><li>9. Se elabora la primera tabla donde se identifica el autor, la definición y las variables utilizadas respecto al enfoque teóricos y sus visiones sobre las competencias.</li><li>10. Se plantean los clasificadores de cada variable, los cuales permiten unificar las variables.</li></ol>

## CRÍTICA DE LA LITERATURA

11. Se analiza la primera tabla, la cual permite observar comparativamente los argumentos de cada autor, identificando las semejanzas y diferencias relacionadas a los enfoques teóricos de las competencias.
12. Se construye una segunda tabla que permite realizar una contrastación teórica, comparando los conceptos claves de cada autor desde diferentes enfoques dejando ver conceptos comunes agrupados mediante los clasificadores propuestos.

Fuente: Elaboración propia a partir de Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara (2013)

### 4.1.1 Aplicación de la metodología MAGG

#### A) Sobre la búsqueda de literatura

Se define búsqueda de literatura como la revisión y selección de documentos sobre un tema en específico, con información de calidad y relevante (Hart, 2003). La literatura debe poder ser la base para construir evidencias que identifiquen el conocimiento existente y en base a la formulación de preguntas, permitan generar nuevos aportes o encontrar vacíos, encontrando nuevas áreas de investigación sobre un tema en particular (Machi & McEvoy, 2021).

El proceso comienza utilizando la herramienta llamada *scanning*, la cual tiene por objetivo la identificación de artículos académicos, libros y revistas especializadas que son útiles para delimitación del conocimiento existente. En esta etapa se tiene por resultado, el marco teórico necesario para la delimitación del trabajo de investigación. Posteriormente, se elabora un mapa preliminar con todos los términos clave encontrados en la literatura que se encuentran relacionados a las capacidades de dominio de conocimiento, este proceso es llamado *mapping* y representa la declaración del tema y permite definir los conceptos clave con el que la investigación será desarrollada. Los artículos académicos más relevantes utilizados en la investigación fueron:

<b>Autor</b>
Prahalad & Hamel (1990)
Cohen & Levinthal (1989,1990,1994)
Spencer & Spencer (1993)
Bell & Pavitt (1995)
Mertens (1996)
Coombs (1996)
Nadine (1998)
Tejada (1999)

<b>Autor</b>
Morcillo at al. (2000)
Lévy-Leboyec (2003)
Rychen & Salganik (2003)
González & Wagenaar (2003)
Schkolnik et al. (2005)
Gallego-Arrufat (2007)
Balcar et al. (2014)
OECD (2012)
Chernyshenko et al. (2018)
Brusoni et al. (2021)
Neck et al. (2004)
Mason & Harrison (2006)
Isenberg (2011)
Feld (2012)
Spigel (2017)
Stam & Van de Ven (2019)
Sheriff & Muffatto (2018)
Fuentes et al. (2021)
Cantner et al. (2020)
Bahoo et al. (2021);
Phillips (2002);
Teece et al. (1997)
Helfat & Liberman (2002)
Marengo et al. (2021)
Thu et al. (2021)
Holm & Lorenz (2021)
Grashof & Kopka (2021)
Benini (2016)
Carbonero et al. (2021)
Bordot (2021)
Duch-Brown et al. (2021)

### ***B) Exploración de la literatura***

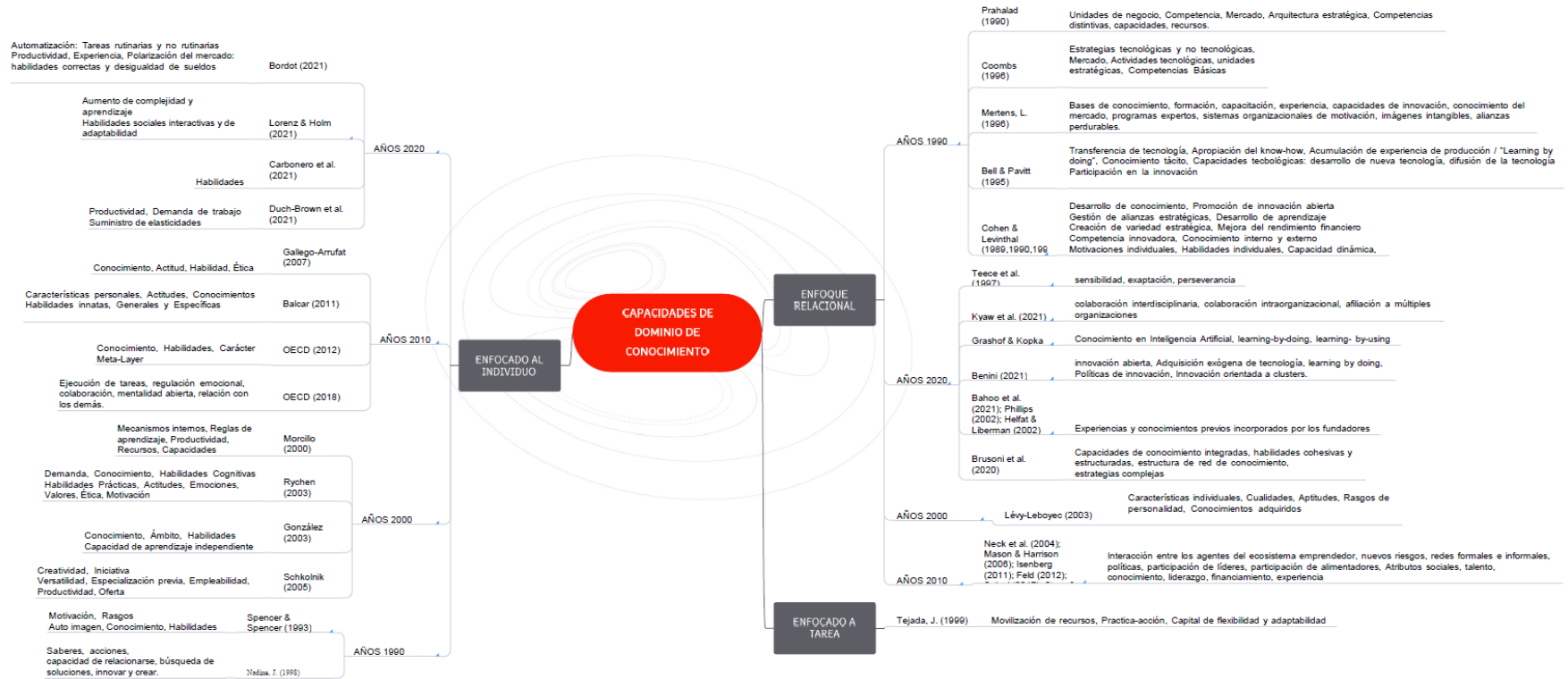
Después, se inicia el proceso *skimming* mediante el cual se determinan las ideas principales de cada fuente, se identifica la información en específico que no deberá ser omitido debido a su aporte significativo, todos los demás son excluidos. Para este propósito, se identifica, categoriza y cataloga la literatura obtenida. De acuerdo al esquema propuesto por Machi & McEvoy (2021) se incluyó: autor, año de publicación, título de la publicación, revista o

editorial que respalda la publicación, volumen y número. Se asignó demás palabras clave y un breve resumen. Esta información es administrada en el software Mendeley<sup>24</sup>. Con la información obtenida se inicia el proceso de *mapping*. Este proceso permite organizar los contenidos identificados. De acuerdo con Machi & McEvoy (2021) puede realizarse un mapa de ideas centrales por contribución de autor. Debido a la evolución acelerada de los conceptos vinculados al CT, la temporalidad es un factor importante, por lo que se desarrolló un mapa (Ver figura 12) y una tabla (Ver tabla 5) basadas en los conceptos principales de cada autor considerando un criterio cronológico.

---

<sup>24</sup> Software tecnológico que permite gestionar, documentar y compartir referencias bibliográficas y documentos de investigación, tiene una base de más de 3 millones de usuarios, dispone de más de cien millones de referencias y pertenece al grupo editorial Elsevier.

Figura 12. Mapa conceptual aproximativo de las capacidades de dominio de conocimiento



Fuente: Elaboración propia a partir de los autores



La figura 12 muestra los tres enfoques utilizados en la investigación (enfoque orientado al individuo, enfoque relacional y enfocado a la tarea), muestran por rango de diez años las aportaciones más significativas relacionadas a las capacidades de dominio de conocimiento.

De esta manera, fue posible la selección, sistematización y clasificación de las diferentes perspectivas teóricas relacionadas a las capacidades de dominio de conocimiento, identificando así, ciento cincuenta (150) variables en total, de acuerdo a las aportaciones teóricas de cada autor. Las aportaciones de los diversos autores fueron clasificadas de acuerdo a sus enfoques: (a) competencias centradas en el individuo<sup>25</sup>, (b) competencias centradas en la tarea<sup>26</sup> o (c) competencias relacionales<sup>27</sup>. Esta categorización permite considerar a las competencias bajo un aspecto holístico que impacta en los diferentes niveles de la gestión de la innovación, iniciando a través del individuo, desarrollándose a través de la ejecución de las tareas y consolidándose en la relación de ambas en la organización (Llopart, 1997; Guerrero, 1999; Drake & Germe, 1994). Esto puede verse en la siguiente Tabla (Tabla 5):

Tabla 5. Variables que caracterizan las competencias

Definición	Año	Variables	Autor	Enfoque de competencias
Proporciona acceso potencial a un mercado amplio. Contribución significativa de los beneficios percibidos del producto por el cliente final. Difícil de imitar por los competidores. Medulares para su posición en el mercado y de su estrategia hacia el futuro. El conocimiento que no se usa se desvanece.	1990	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Unidades de negocio</li> <li>• Competencia</li> <li>• Mercado</li> <li>• Arquitectura estratégica,</li> <li>• Competencias distintivas, capacidades, recursos.</li> </ul>	Prahalad & Hamel (1990)	Relacional
Habilidad de la organización que permite identificar el conocimiento que es útil del entorno para asimilarlo, transformarlo e integrarlo a la empresa a través de procesos enfocados a la innovación, inversión de I+D y competitividad. Generador de ventajas competitivas	1989 1990 1994	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Desarrollo de conocimiento</li> <li>• Promoción de innovación abierta</li> <li>• Gestión de alianzas estratégicas</li> <li>• Desarrollo de aprendizaje</li> <li>• Creación de variedad estratégica</li> <li>• Mejora del rendimiento financiero</li> <li>• Competencia innovadora</li> <li>• Conocimiento interno y externo</li> <li>• Motivaciones individuales</li> </ul>	Cohen & Levinthal (1989,1990,1994)	Relacional

<sup>25</sup> Cuya definición de la competencia considera únicamente a la persona, excluyendo el contexto

<sup>26</sup> La definición se enfoca en completar las tareas asociadas al individuo.

<sup>27</sup> Es relevante el contexto, la realización de las combinaciones complejas de actitudes, habilidades, valores, destrezas, conocimientos de individuo. Tiene por resultado soluciones complejas.

Definición	Año	Variables	Autor	Enfoque de competencias
		<ul style="list-style-type: none"> <li>Habilidades individuales</li> <li>Capacidad dinámica</li> </ul>		
Característica subyacente de un individuo que está causalmente relacionada con un desempeño efectivo y / o superior en un trabajo o situación referido a criterios críticos	1993	<ul style="list-style-type: none"> <li>Motivación</li> <li>Rasgos</li> <li>Auto imagen</li> <li>Conocimiento</li> <li>Habilidades</li> </ul>	Spencer & Spencer (1993)	Centradas en el individuo
Aumento de productividad laboral, incremento de competitividad	1995	<ul style="list-style-type: none"> <li>Transferencia de tecnología</li> <li>Apropiación del know-how</li> <li>Acumulación de experiencia de producción / "Learning by doing"</li> <li>Conocimiento tácito</li> <li>Capacidades tecnológicas: desarrollo de nueva tecnología, difusión de la tecnología</li> <li>Participación en la innovación</li> </ul>	Bell & Pavitt (1995)	Relacional
Exige mayor calidad en los productos y servicios ofrecidos por las empresas, teniendo como enfoque las necesidades del cliente, sin descuidar el bajo precio y como resultado el costo. Competencias clave: los gerentes dejan de ser gestores de activos físicos y capital para convertirse en gestores de procesos intelectuales. Competencias mínimas: Denomina así a las características necesarias para realizar un trabajo, pero sin tener un desempeño superior. Competencias de empleabilidad: Necesarias para obtener un empleo en el mercado y poder capacitarse posteriormente.	1996	<ul style="list-style-type: none"> <li>Bases de conocimiento, formación, capacitación, experiencia, capacidades de innovación, conocimiento del mercado, programas expertos, sistemas organizacionales de motivación, imágenes intangibles, alianzas perdurables.</li> </ul>	Mertens (1996)	Relacional
Resultado del despliegue e integración de recursos en el tiempo y a través de características. Son llamadas competencias nucleares aquellas que son estratégicamente importantes para el desempeño exitoso de una empresa. Las competencias superiores son aquellas competencias superiores a las de sus competidores. Se basan en la protección de los intereses tecnológicos de unidades de negocio	1996	<ul style="list-style-type: none"> <li>Estrategias tecnológicas y no tecnológicas,</li> <li>Mercado</li> <li>Actividades tecnológicas, unidades estratégicas</li> <li>Competencias Básicas</li> </ul>	Coombs (1996)	Relacional
Clasifica las competencias en: Teóricas, prácticas, sociales y convergen en competencias del conocimiento (combinar y resolver)	1998	<ul style="list-style-type: none"> <li>Saberes, acciones, capacidad de relacionarse, búsqueda de soluciones, innovar y crear.</li> </ul>	Nadine (1998)	Centradas en el individuo
Competencia es referido a las funciones, tareas y roles de un profesional para desarrollar adecuadamente su puesto de trabajo, mismos que son resultado de un proceso de capacitación y cualificación. Define la competencia técnica, metodológica, social y participativa	1999	<ul style="list-style-type: none"> <li>Movilización de recursos</li> <li>Practica-acción</li> <li>Capital de flexibilidad y adaptabilidad</li> </ul>	Tejada (1999)	Centradas en la tarea
Integra el concepto de competencia tecnológica definiéndola como el dominio tecnológico que implica saber concebir, producir, vender los productos derivados de aquella en condiciones ventajosas y	2000	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mecanismos internos</li> <li>Reglas de aprendizaje</li> <li>Productividad</li> <li>Recursos</li> </ul>	Morcillo et al. (2000)	Centradas en el individuo

Definición	Año	Variables	Autor	Enfoque de competencias
rentables. Se origina en el uso y control minoritario o exclusivo del algún proceso. Es el resultado de la explotación exclusiva de información adquirida fuera de la empresa, pero enriquecida dentro de la misma. Los conocimientos obtenidos podrían crear un "monopolio tecnológico".		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capacidades</li> </ul>		
Repertorio o conjunto de comportamientos que son dominadas mejor por unas personas que por otras, lo que en una situación determinada las hace ser eficaces. Las aptitudes están relacionadas directamente con el individuo, mientras que las competencias están ligadas con actividades profesionales y al inventario de aquello que es esencial para cumplir con los objetivos de estas actividades.	2003	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Características individuales</li> <li>• Cualidades</li> <li>• Aptitudes</li> <li>• Rasgos de personalidad</li> <li>• Conocimientos adquiridos</li> </ul>	Lévy-Leboyec (2003)	Relacional
Más que sólo conocimiento o habilidades. Envuelve la habilidad de satisfacer demandas complejas, recurriendo y movilizando recursos (incluyendo habilidades y actitudes) en un contexto particular.	2003	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Demanda</li> <li>• Conocimiento</li> <li>• Habilidades Cognitivas</li> <li>• Habilidades Prácticas</li> <li>• Actitudes</li> <li>• Emociones</li> <li>• Valores</li> <li>• Ética</li> <li>• Motivación</li> </ul>	Rychen & Salganik (2003)	Centradas en el individuo
Clasifica en: Competencias genéricas, aquellas que son independientes de otras áreas; convergen varios puntos en común de todas las disciplinas, sin perder de vista la diversidad, libertad y autonomía Competencias específicas de las distintas áreas, hace referencia a los resultados de aprendizaje dentro de un área determinada.	2003	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conocimiento</li> <li>• Ámbito</li> <li>• Habilidades</li> <li>• Capacidad de aprendizaje independiente</li> </ul>	González & Wagenaar (2003)	Centradas en el individuo
Conjunto de saberes conocimientos, habilidades, destrezas, actitudes y comportamientos que desempeñan las personas eficazmente en organizaciones o contextos laborales. Clasifica en competencias básicas, transversales o genéricas y específicas o técnicas. Define la dimensión temporal, temática y metodológica	2005	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Creatividad</li> <li>• Iniciativa</li> <li>• Versatilidad</li> <li>• Especialización previa</li> <li>• Empleabilidad</li> <li>• Productividad</li> <li>• Oferta</li> </ul>	Scholnik et al. (2005)	Centradas en el individuo
Capacidad demostrada en la vida diaria profesional y social, incluye el conjunto de rasgos de personalidad, actitudes, conocimientos y habilidades que posibilitan el desempeño de actividades de forma reconocible. Integran el concepto de competencia digital como el uso confiado y crítico de las tecnologías de información, independientemente de su uso.	2010	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conocimiento</li> <li>• Actitud</li> <li>• Habilidad</li> <li>• Ética</li> </ul>	Gallego-Arrufat (2007)	Centradas en el individuo
Desempeño laboral individual que incluye características personales, actitudes, conocimientos y habilidades innatas o adquiridas que se desempeñan con alto calidad. Se distingue entre competencias laborales generales y específicas de acuerdo a su aplicabilidad en el mercado laboral. Competencias Generales: Son definidas como aquellas que aplican a cualquier trabajo	2011	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Características personales</li> <li>• Actitudes</li> <li>• Conocimientos</li> <li>• Habilidades innatas</li> <li>• Generales y Específicas</li> </ul>	Balcar et al. (2014)	Centradas en el individuo

Definición	Año	Variables	Autor	Enfoque de competencias
<p>o tarea, independientemente de donde fueron adquiridos por primera vez. Se identifica: Idiomas extranjeros y competencias TIC, correspondientes a competencias duras, y pensamiento analítico y lógico, cooperación y equipo trabajo, comunicación y presentación, creatividad, orientación al cliente, eficiencia y orientación al logro, flexibilidad, independencia, aprendizaje a lo largo de toda la vida y autocontrol, lealtad, organización, planificación y liderazgo, enfoque proactivo y resolución de problemas, Responsabilidad, fiabilidad y diligencia, Venta y negociación, pensamiento estratégico, resistencia al estrés, motivación laboral, correspondiente a competencias blandas.</p> <p>Competencias Específicas: Son aplicables solo en el entorno para el que fueron construidas y no son aplicables a otras empresas o trabajos.</p>				
<p>Conjunto de conocimientos, habilidades y destrezas que pueden llegar a adquirirse y que permiten a las personas realizar una actividad de forma adecuada y sistemática, y que pueden obtenerse y ampliarse a través del aprendizaje.</p> <p>Define competencias cognitivas, técnicas, y socioemocionales.</p>	2012	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conocimiento</li> <li>• Habilidades</li> <li>• Carácter</li> <li>• Meta-Layer</li> </ul>	OECD (2012)	Centradas en el individuo
<p>Habilidades Socioemocionales. Características individuales que originan una interacción recíproca entre predisposiciones biológicas y factores ambientales. Son manifestados en patrones consistentes, sentimientos y comportamientos. Continúa su desarrollo a través de aprendizaje formal e informal</p>	2018	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ejecución de tareas, regulación emocional, colaboración, mentalidad abierta, relación con los demás.</li> </ul>	Chernyshenko et al. (2018)	Centradas en el individuo
<p>La transferencia y combinación de conocimiento, así como el conocimiento compartido aumentan la eficacia de la integración del conocimiento. Las capacidades de conocimiento integradas permiten a las empresas desarrollar tecnologías y estrategias de forma coherente y rentable</p>	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capacidades de conocimiento integradas, habilidades cohesivas y estructuradas, estructura de red de conocimiento, estrategias complejas</li> </ul>	Brusoni et al. (2021)	Relacional
<p>Es necesaria la integración de Ecosistemas de emprendimiento que permitan el desarrollo y crecimiento de startups innovativas y motivación de empresarios incipientes. Además, es se deberán crear interacciones formales e informales cuyas conexiones favorecen el crecimiento.</p>	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Interacción entre los agentes del ecosistema emprendedor, nuevos riesgos, redes formales e informales, políticas, participación de líderes, participación de alimentadores, Atributos sociales, talento, conocimiento, liderazgo, financiamiento, experiencia</li> </ul>	Neck et al. (2004); Mason & Harrison (2006); Isenberg (2011); Feld (2012); Spigel (2017); Stam & Van de Ven (2019); Sheriff & Muffatto (2018); Cantner et al., 2020; Fuentes et al. (2021)	Relacional
<p>Existe una ventaja considerable en aquellas empresas que han sido formadas por individuos que fueron parte de empresas establecidas en la industria focal o científicos académicos imprimiendo un efecto duradero en las capacidades, proceso de aprendizaje y</p>	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Experiencias y conocimientos previos incorporados por los fundadores</li> </ul>	Bahoo et al. (2021); Phillips (2002); Helfat & Liberman (2002)	Relacional

Definición	Año	VARIABLES	Autor	Enfoque de competencias
resultados de desempeño de la nueva empresa.				
La sensibilidad permite a los agentes mejorar los artefactos y es el primer elemento para la construcción de las capacidades dinámicas. La exaptación no solo genera nuevos productos sino nuevos nichos de mercado. La perseverancia representa el número de veces que se dedica esfuerzo a mejorar una función específica.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• sensibilidad</li> <li>• exaptación</li> <li>• perseverancia</li> </ul>	Teece et al. (1997) Marengo et al. (2021)	Relacional
La colaboración compuesta por diversas áreas de estudio facilita la co-creación, incrementa las competencias sociales y la capacidad para trabajar en equipo.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• colaboración interdisciplinaria</li> <li>• colaboración intraorganizacional</li> <li>• afiliación a múltiples organizaciones</li> </ul>	Thu et al. (2021)	Relacional
La IA tiene efectos sobre las habilidades de los empleados del cambio tecnológico.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aumento de complejidad y aprendizaje</li> <li>• Habilidades sociales interactivas y de adaptabilidad</li> </ul>	Holm & Lorenz (2021)	Centradas en el individuo
El conocimiento en inteligencia artificial tiene una influencia positiva en las innovaciones emergentes de las empresas	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conocimiento en Inteligencia Artificial</li> <li>• learning-by-doing</li> <li>• learning-by-using</li> </ul>	Grashof & Kopka (2021)	Relacional
En particular para las economías emergentes, las políticas permiten mejorar el mercado laboral local. Las políticas industriales facilitan el proceso de industrialización, adhesión a las cadenas de valor enfocadas a pequeñas y medianas empresas. La proximidad facilita la creación de redes verticales u horizontales con perfiles de especialización que generan eficiencia y cadenas de suministro.	2016	<ul style="list-style-type: none"> <li>• innovación abierta</li> <li>• Adquisición exógena de tecnología</li> <li>• learning by doing</li> <li>• Políticas de innovación</li> <li>• Innovación orientada a clusters.</li> </ul>	Benini (2016)	Relacional
Las actividades de cada ocupación son distintas entre los países Las ocupaciones están organizadas en diferentes formas e involucran distintas actividades dependiendo de cada país por lo que el impacto de la digitalización puede diferir entre países.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Habilidades</li> </ul>	Carbonero et al. (2021)	Centradas en el individuo
La destrucción de trabajo crea nuevos trabajos. El progreso tecnológico es el principal conductor de la polarización del mercado laboral. La computarización requiere habilidades premium. Existe correlación entre las tareas complejas y la evolución de sueldos; no así con las tareas rutinarias.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Automatización: Tareas rutinarias y no rutinarias</li> <li>• Productividad</li> <li>• Experiencia</li> <li>• Polarización del mercado: habilidades correctas y desigualdad de sueldos</li> </ul>	Bordot (2021)	Centradas en el individuo
No existe suficiente oferta de empleados con habilidades en IA como lo demanda el mercado.	2021	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Productividad</li> <li>• Demanda de trabajo</li> <li>• Suministro de elasticidades</li> </ul>	Duch-Brown et al. (2021)	Centradas en el individuo

Fuente: Elaboración propia a partir de los autores.

### C) Desarrollo del argumento

Derivado de la amplitud de conceptos identificados es evidente la necesidad de agruparlos en conceptos que permitan agrupar las similitudes permitiendo tener un resultado más entendible. De acuerdo con Machi & McEvoy (2021), en esta etapa se compiló el conocimiento previo necesario, utilizando las variables potencialmente útiles que fueron encontradas. Luego, estas variables fueron clasificadas en variables globales, esta organización de nuevas variables está sustentada en argumentos de evidencia sólida derivada de patrones de similitud. Para el desarrollo de este argumento se utilizó la herramienta de matriz de consistencia, teniendo como objetivo una tabla de control central que permita describir, categorizar y analizar los datos obtenidos. Esta matriz establece las evidencias de la revisión teórica. En el análisis, se identifican cuáles variables son útiles para la investigación considerando la calidad<sup>28</sup> y la relevancia<sup>29</sup>. Durante la contrastación se encontraron variables con significado similar, que fueron agrupadas como en una misma clasificación. Utilizando este mismo procedimiento, se encontraron variables con características contrarias que fueron clasificadas de forma separada, creando una nueva clasificación.

El resultado de esta etapa de contrastación se resume en la tabla 6:

Tabla 6. Matriz de contrastación teórica. Aproximación a las capacidades de dominio de conocimiento en el contexto de la transformación digital y la Inteligencia Artificial.

Clasificación de variables	Definición de variables	Autor
Actitudes	Rasgo. Patrones o conductas habituales.	Spencer & Spencer (1993)
Alianzas estratégicas	Vínculos de cooperación entre de diversos sectores con el propósito de subsanar carencias de conocimiento e impulsar la innovación.	Lichtenthaler (2016)
	Participación en la innovación, mejoramiento de las capacidades a partir de la participación en la tecnología actual. Transferencia de la tecnología.	Bell & Pavitt (1995)
Capacidades	Capacidad: Equipamiento profesional y recursos necesarios para poder efectuar una actividad.	Tejada (1999)
	Calificación: Capacidad potencial que tiene una persona para realizar una tarea determinada.	Schkolnik et al. (2005)
	Capacidad dinámica: Perdura en el tiempo ante los cambios que afectan al mercado y se adapta a los nuevos requerimientos del entorno.	Cohen & Levinthal (1989,1990,1994)
	Las capacidades y recursos se integran, construyen y reconfiguran de acuerdo a los entornos cambiantes, adaptando su modelo de negocio a las circunstancias.	Teece et al. (1997); Teece & Linden (2017)
	Las capacidades de conocimiento integradas habilitan a las empresas para desarrollar tecnologías y estrategias de forma coherente y rentable.	Brusoni et al. (2021)

<sup>28</sup> De acuerdo a los autores, la calidad debe de cumplir con tres premisas: (1) las fuentes pertenecen a estudios rigurosos y conclusiones refrendadas (2) los documentos analizados deben utilizar métodos de información estrictos y (3) siguen normas de investigación de acuerdo a su tipo.

<sup>29</sup> La relevancia de un documento considera dos aspectos: (1) Los datos coinciden con el contexto de la investigación y (2) proviene de fuentes primarias.

<b>Clasificación de variables</b>	<b>de</b>	<b>Definición de variables</b>	<b>Autor</b>		
Características Subyacentes o aptitudes		Características individuales: aptitudes, rasgos de personalidad. Representación de los individuos.	Lévy-Leboyc (2003)		
		Conocimiento	Conocimiento: aquello que un individuo sabe de un área en particular.	Spencer & Spencer (1993)	
		Aprendizaje transformador. Afectado por la base de conocimiento previo de los posibles usuarios. Se acumula a lo largo de su actuación en la organización	Cohen & Levinthal (1989,1990,1994)		
		Conocimiento tácito, así como acumulación de experiencia a través de "learning by doing", apropiación del know-how.	Bell & Pavitt (1995)		
		Competencias clave: Bases de conocimiento, formación, capacitación	Mertens (1996)		
		Competencias teóricas: saberes adquiridos	Nadine (1998)		
		Aprendizaje: Acumulación, memorización, recreación para dar como resultado conocimiento, capacidad de absorción.	Morcillo et al. (2000)		
		Capacidad de comprensión, asimilación relacionada a la flexibilidad y adaptabilidad, aprendizaje previo, reducción de ambigüedad del conocimiento nuevo, conexión con el existente, aplicación del conocimiento externo (difusión e integración a las actividades de la empresa)	Lane (2001)		
		Competencia cognitiva: conocer, saber.	Gallego-Arrufat (2007)		
		Es un recurso necesario para que el ecosistema emprendedor fluya entre los agentes.	Stam & Van de Ven (2019)		
		Valores / Roles sociales: Lo que para el individuo atribuye como importante.	Spencer & Spencer (1993)		
		Creencias y Valores		Intercambio social: transparencia, interiorización de objetivos empresariales, claridad, conciencia personal	Mertens (1996)
Saber cómo ser: Los valores, como se vive en un contexto y como se percibe a los demás	González & Wagenaar (2003)				
Competencia ética: saber ser	Gallego-Arrufat (2007)				
Competencias distintivas: brindan potencial, contribuyen en la percepción de beneficios del consumidor hacia el producto final, son difíciles de imitar	Prahalad & Hamel (1990)				
Emprendimiento e Innovación		Habilidad de anticiparse a las tendencias del mercado.	Cohen & Levinthal (1989,1990,1994)		
		Capacidades de innovación: Ventaja competitiva y de difícil reproducción, resultado de redes de contacto	Mertens (1996)		
		Competencias del conocimiento: Combinación de teoría, práctica y competencias sociales, conjugación de elementos para coordinar acciones, buscar nuevas soluciones, dar innovaciones y creatividad.	Nadine (1998)		
		Integración de la competencia inventiva y creadora con el conocimiento interno y externo de una organización.	King & Lankhani (2011)		
		La mejora de las empresas ocurre en proporción al número de exaptaciones. La exaptación nace cuando los agentes crean una función y esta función es requerida por el entorno en un periodo subsecuente. La sensibilidad incrementará el número de innovaciones, la adecuada cantidad de perseverancia permitirá identificar las posibilidades.	Marengo et al. (2021)		
		Learning by doing y Learning by using promueven la creación de innovaciones radicales en el contexto de las aplicaciones de IA.	Grashof & Kopka (2021)		
		La innovación abierta es un enfoque que puede abrir nuevas vías en las modalidades de innovación y la experiencia, en particular para los países emergentes.	Benini (2016)		
		La historia sugiere que la tecnología extranjera puede ser adaptada y transformada de acuerdo a las nuevas necesidades, ya que el proceso de learning by doing podría ayudar a mejorar esta misma tecnología. La imitación y la ingeniería inversa es una de las herramientas de la innovación especialmente en las economías emergentes.	Freeman (1995)		
		Estándares		Estándar de efectividad: Realización de una actividad de forma efectiva	Spencer & Spencer (1993)
				Estructuras de red	Estructura de red de conocimiento.
		Se compone por redes formales e informales.	Neck et al. (2004)		
		Debe estar compuesta por nuevos y existentes retos, empresas grandes, investigadores, universidades, incubadoras o aceleradoras, empresas de apoyo y gobierno.	Sheriff & Muffatto (2018)		
		La colaboración compuesta por diversas áreas de estudio facilita la co-creación, incrementa las competencias sociales y la capacidad para trabajar en equipo por lo que se sugiere participar en redes interdisciplinarias, intraorganizacionales y en organizaciones externas	Thu et al. (2021)		
		Existe mucha relevancia en la proximidad. La creación de empresas concentradas territorialmente, integradas vertical u horizontalmente con mano de obra local altamente calificada tiene efectos multiplicadores en la economía y competitividad	Benini (2016)		
Estrategia		Arquitectura estratégica. Identifica y compromete a unificar técnica y productivamente a las unidades estratégicas de negocio para generar ventaja competitiva	Prahalad & Hamel (1990)		
		Estrategias complejas difíciles de imitar por parte de los competidores.	Brusoni et al. (2021)		
Experiencia		Acumulación de experiencia de producción.	Bell & Pavitt (1995)		
		Trayectorias de ocupación: Trabajo formal e informal como empresario, empresa o híbrido. Trabajo estable y/o temporal.	Mertens (1996)		
		Competencias básicas: cuerpos de experiencia tecnológica de producto y proceso, capacidad organizacional para desplegar la experiencia de manera efectiva.	Coombs (1996)		

Clasificación de variables	Definición de variables	Autor	
	Conocimiento tácito: relacionado con las habilidades, no recogido formalmente, es personal y no se encuentra organizado.	Morcillo et al. (2000)	
	Aprendizaje situado: Es construido con la realidad, el conocimiento y experiencia de valores y competencias basada en estos conceptos.	Rychen & Salganik (2003)	
	Los fracasos empresariales permiten la comprensión del comportamiento e impulsan el conocimiento.	Mason & Harrison (2006)	
	Las start-ups se benefician de aquel conocimiento acumulado y experiencias previas de los fundadores, lo cual da un efecto duradero en las capacidades y procesos de aprendizaje y desempeño.	Bahoo et al. (2021);	
	Habilidades	Habilidades: Lo que el individuo sabe hacer bien.	Spencer & Spencer (1993)
	Calificaciones: habilidades académicas, de desarrollo personal y trabajo en equipo	Mertens (1996)	
	Competencia práctica: Acciones operativas	Nadine (1998)	
	Competencia funcional: saber hacer	Gallego-Arrufat (2007)	
	Habilidad: capacidad para ejecutar una tarea en determinado contexto	OCDE (2012, 2018, 2019)	
	Habilidad: Se capaz, ser diestro, capaz de realizar algo con facilidad.	González & Wagenaar (2003)	
	Las Habilidades cohesivas y estructuradas permiten la colaboración y generación de capacidades de conocimiento integradas.	Brunsoni et al. (2021)	
	Dentro del marco del cambio tecnológico, la IA tiene efectos sobre las habilidades, requiriendo habilidades complementarias, incremento de la complejidad de las habilidades de aprendizaje, así como la necesidad de habilidades interactivas y de adaptabilidad.	Holm & Lorenz (2021)	
	El potencial de la IA en actividades laborales específicas esta dirigidas por la tecnología Las ocupaciones en los países en desarrollo demandan distintas habilidades comparadas con los países desarrollados.	Carbonero et al. (2021)	
	Productividad	Dentro del contexto del cambio tecnológico, la automatización es el factor clave en la polarización de la demanda de las habilidades e incremento de desigualdad salarial. La automatización requerirá habilidades premium de los trabajadores, dejar tareas rutinarias por tareas no rutinarias La productividad de una tarea está sujeta a la habilidad de la persona. El tiempo de aprendizaje y adquisición de habilidades depende del tiempo invertido en una tarea.	Bordot (2021)
		Los empleados con habilidades relacionadas a IA obtienen mejores puestos y sueldos.	Duch-Brown et al. (2021)

Fuente: Elaboración propia a partir de los autores.

Al concluir la matriz de la tabla 6 se puede observar que es viable obtener “enunciados base” para la construcción del argumento respecto a las variables consolidadas que fueron identificadas durante la etapa del desarrollo del argumento de esta metodología. A partir de argumentos simples<sup>30</sup> se construyen argumentos complejos<sup>31</sup> considerando las premisas de diversos autores. Esta categorización de las variables permitió desarrollar un proceso de clusterización reduciendo de 150 variables a 34. La lógica del argumento está basada en el razonamiento conjunto. Esto quiere decir, que se obtuvieron argumentos de descubrimiento<sup>32</sup>, los cuales buscan conducir hacia la aproximación del concepto de Capacidades de Dominio de Conocimiento.

<sup>30</sup> Se desarrollan a partir del sustento teórico de un autor.

<sup>31</sup> Se realiza mediante la evaluación de un concepto desde todas sus dimensiones, analizando su uso a través del tiempo. Se construyen a partir de argumentos simples de distintos autores agrupados por áreas de similitud o diferenciación

<sup>32</sup> Definido como la compilación de conocimiento analizado a través del proceso de contrastación teórica.



#### ***D) Crítica de la literatura.***

Utilizando un pensamiento implicativo tomando como base los argumentos generados en la etapa previa se identificaron trece (13) categorías teóricas: (1) Actitudes, (2) Alianzas Estratégicas, (3) Capacidades, (4) Características subyacentes o aptitudes, (5) Conocimiento, (6) Creencias y valores, (7) Emprendimiento e innovación, (8) Estándar de efectividad, (9) Estructuras de red, (10) Arquitectura estratégica, (11) Experiencia, (12) Habilidades y (13) Productividad.

Para este propósito se encontró suficiente evidencia para encontrar patrones que unieron las implicaciones lógicas propuestas por Machi & Evoy (2021) <sup>33</sup>. A su vez, constituyó el proceso de la generación de los argumentos que fueron detalladas en la clasificación de indicadores – variables simplificadas (Ver en sección de anexos)

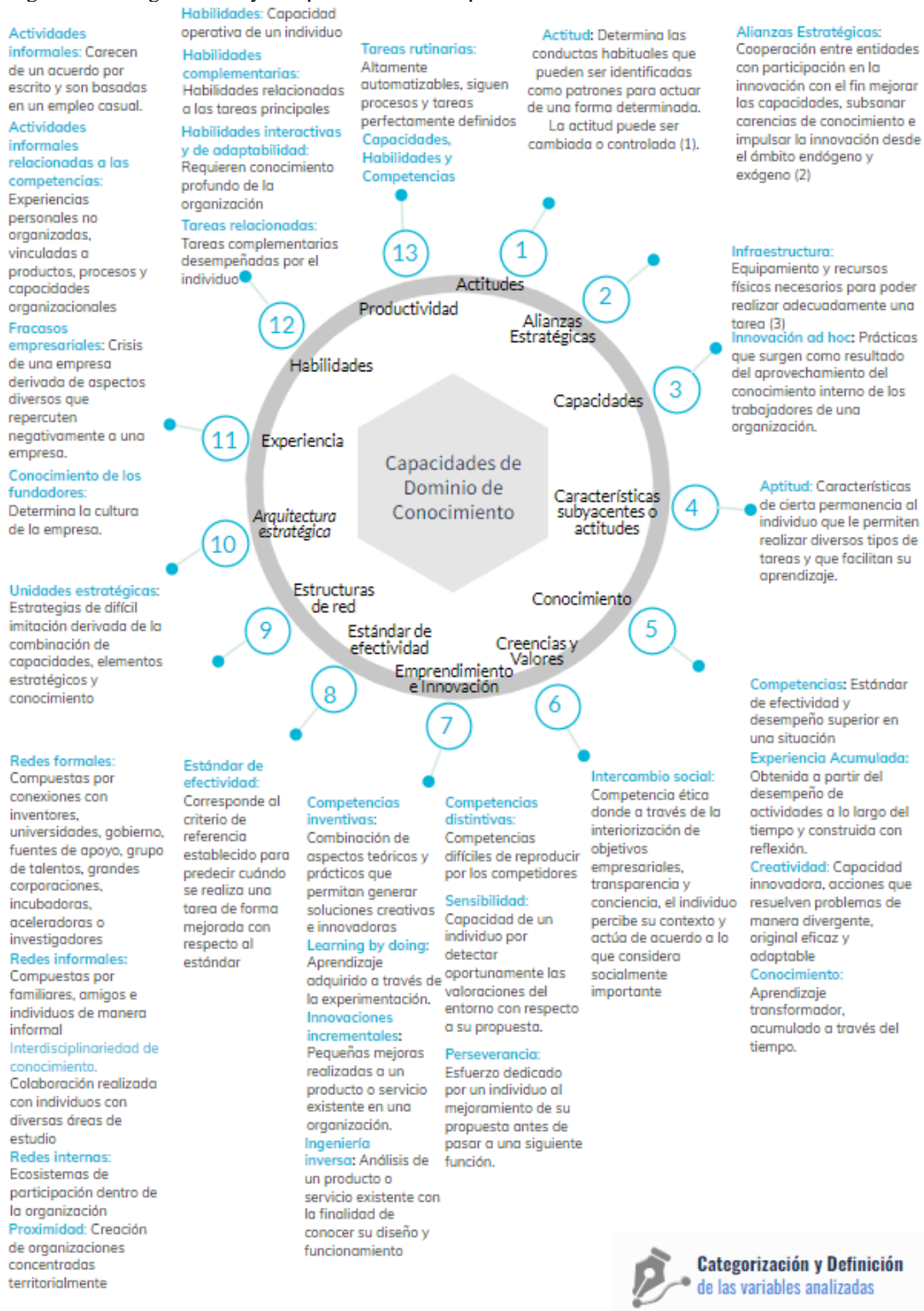
Durante la contrastación se observa que las competencias poseen un distintivo de dualidad: especialización y amplitud, las cuales podrían darse al mismo tiempo en la función de un conjunto de tareas. La especialización es una de las características de la digitalización (Escott, 2020, Escott et al., 2020, Palacios et al., 2021). La especialización demanda conocimientos cada vez más focalizados y estructurados en el campo de las tecnologías digitales como la IA (Haefner, 2021).

La siguiente imagen muestra un resumen de las trece (13) categorías teóricas, así como las variables que integran a cada una de ellas. La unión de esas variables permite realizar una aproximación teórica de lo que llamaremos *Capacidades de Dominio de Conocimiento*.

---

<sup>33</sup> Los autores proponen causa-efecto, efecto-cause, síntoma de la muestra a la población, de la población a la muestra, caso paralelo, analogía, autoridad y significancia.

Figura 13. Categorización y composición de las capacidades de dominio de conocimiento



Fuente: Elaboración propia a partir de la revisión teórica

En la figura 13 se puede apreciar en el centro de la imagen el concepto de Capacidades de Dominio de Conocimiento, el cual está rodeada por conceptos que la conforman de acuerdo a la aplicación de la metodología MAGG.

Dentro de esta clasificación se pueden identificar ciertas orientaciones: de forma endógena: (1) centradas en el individuo, (2) relacionales o corporativas y de forma exógena (3) generales. Esto permite tener una valoración más profunda del concepto, considerando no solo al empleado, sino a la empresa y su entorno. También se observan las clasificaciones globales. Estas se describen a continuación son:

(1) Actitud: Hace referencia a un ámbito centrado en el individuo.

(2) Alianzas estratégicas: Clasificación general evaluada desde el punto de vista endógeno y exógeno.

(3) Capacidades: Se refieren a la infraestructura con la que cuenta la empresa para la ejecución de las actividades por parte de los empleados, así como innovación ad hoc, resultado del aprovechamiento del conocimiento interno.

(4) Características subyacentes: Hace referencia a actitudes relacionadas al individuo.

(5) Conocimiento: Considera las competencias de los empleados y la experiencia acumulada que han adquirido a lo largo del tiempo, su capacidad innovadora y el aprendizaje transformador. Esta clasificación es evaluada de forma endógena,

(6) Creencias y Valores: Se refiere a la competencia ética del empleado

(7) Emprendimiento e innovación: Se refiere a las competencias inventivas y distintivas de los empleados, la sensibilidad de los empleados al entorno, así como su respuesta, la perseverancia, el aprendizaje que adquiere a través de la experiencia, las innovaciones incrementales y la ingeniería inversa a procesos, productos o servicios.

(8) Estándar de efectividad: Se corresponde con una clasificación endógena evaluada de acuerdo a una mejora respecto al estándar previamente establecido como referencia,

(9) Estructuras de red: incluyen las redes formales e informales por lo que se considera una clasificación tanto endógena como exógena. Aquí la interdisciplinariedad del conocimiento de los empleados permite una mejor colaboración entre áreas desencadenando en ecosistemas de participación; creación de empresas afines localizadas territorialmente de forma cercana.

(10) Arquitectura estratégica, es constituida por la combinación de capacidades, conocimiento y estrategias difíciles de imitar por los competidores.

(11) Experiencia: Inicia con el conocimiento de los fundadores de la organización, la cual determina la cultura de la empresa, los fracasos empresariales que se han tenido en el transcurso del tiempo y las actividades informales e informales de los empleados que estén relacionadas a sus competencias.

(12) Habilidades: Clasificación endógena y centrada en el individuo, relacionada a la capacidad operativa del empleado, habilidades relacionadas a las tareas principales además de habilidades interactivas y de adaptabilidad.

(13) Productividad: Guarda relación con las tareas rutinarias ejecutadas por el individuo, haciendo uso de sus habilidades, capacidades y competencias.

#### **4.2. Diseño metodológico, presentación de estudios de caso y análisis de resultados**

La metodología en esta investigación fue desarrollada en tres grandes fases (Ver figura 14):

La combinación de diferentes métodos de investigación cualitativos y cuantitativos permite el análisis de la información desde distintas perspectivas, enriqueciendo los resultados y profundizando los hallazgos. Los métodos no “compiten” entre ellos, por el contrario, ellos refuerzan las conclusiones de la investigación realizada (Munarriz, 1992). Diversas investigaciones han combinado ya algunos métodos de investigación cuantitativos y cualitativas que fueron utilizadas, incluso obteniendo distinción como una de las mejores aportaciones en el tema de la gestión tecnológica (Akman, 2021).

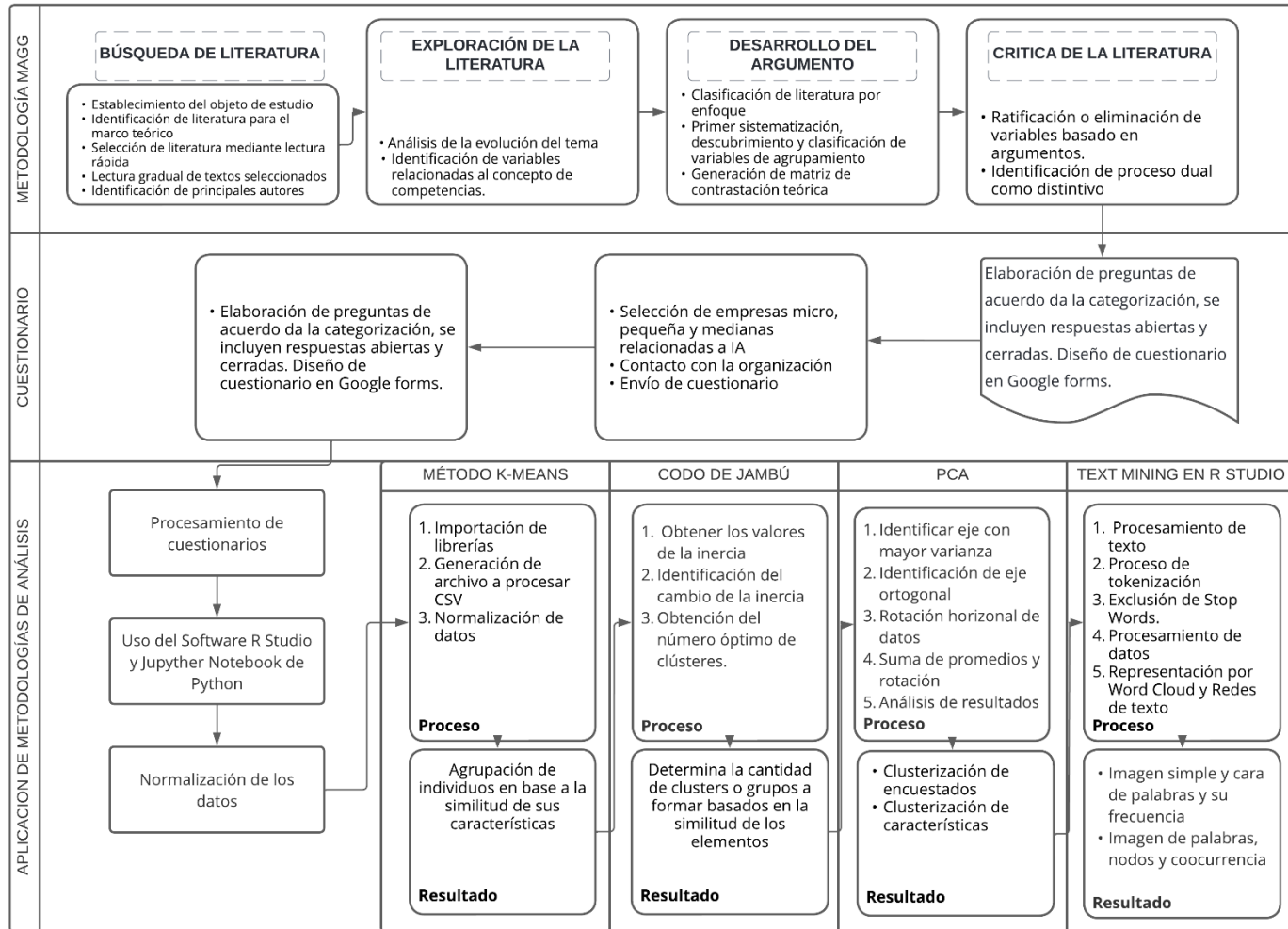
Como se ha escrito antes, la fase inicial tuvo como herramienta la metodología MAGG (Marquina et al., 2013).

La segunda etapa, consistió en la selección de las empresas de base tecnológica y con experiencia en Inteligencia Artificial, elaboración de cuestionario a aplicar, publicación y envío de cuestionario a las organizaciones seleccionadas, así como el seguimiento respecto a la ejecución del cuestionario. Esta etapa se aprecia en la figura 14, en la parte media.

La etapa tres, permitió realizar la validación práctica de los hallazgos de la primera etapa (Marquina et al., 2013). Con la ayuda de técnicas de Machine Learning y software especializado se buscó ofrecer una mayor profundización de las variables teóricas encontradas (Smith, 2002; Gil, 2018; Joaquin, 2017; Abdi & Williams, 2010). Esta etapa incluyó el uso de la estadística para variables cuantitativas (k-means, codo de jambú, y PCA) y técnicas de representación en el caso de variables cualitativas – como son la nube de palabras y las redes de texto- y con las cuales fue posible hacer un análisis exhaustivo de los resultados y proponer conclusiones concretas (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015; Zhang et al., 2015; Gupta et al., 2020; Kononova et al., 2021; Hickman et al., 2022),

La siguiente figura muestra el flujograma de tareas realizadas:

Figura 14. Flujograma del diseño metodológico utilizado en la investigación



Fuente: Elaboración propia

#### ***4.2.1. Diseño del cuestionario***

La técnica utilizada para recolectar la información de las personas fue el cuestionario, que es ampliamente utilizado como procedimiento de investigación para sistematización de información y aplicación analítica de variables (Escott, 2020; Vallejo, 2011; Shearer et al., 2020; Wynn & Jones, 2019; Palacios et al., 2021). El cuestionario fue compuesto por **39** preguntas de escala (Vallejo, 2011) y **7** preguntas abiertas (Schuman & Presser, 1979), las cuales tuvieron por finalidad la exploración y profundización de las respuestas. El cuestionario estuvo disponible en línea para facilitar su alcance, y estuvo sujeto a estrictas pautas de control<sup>34</sup>, seguimiento y definición de conceptos antes de comenzar su aplicación (Cuestionario en Sección de Anexos).

Las empresas mexicanas que participaron en esta investigación fueron contactadas por distintos medios digitales resaltando la red social LinkedIn<sup>35</sup> utilizando filtros de búsqueda que permitieron el acercamiento y la interacción con los gerentes. En otros casos el conocimiento previo de directivos dentro de la organización facilitó la solicitud y aceptación de respuestas positivas. Las empresas fueron identificadas como pioneras en el uso de estrategias de desarrollo de competencias y uso de inteligencia artificial en diversos niveles. Todas las organizaciones encuestadas aceptaron colaborar con la investigación en un acercamiento posterior más profundo.

De acuerdo a López-Roldán & Fachelli (2015), las preguntas del cuestionario siguieron un orden lógico y fueron agrupadas según la categorización de las variables. Se hizo una introducción, y las preguntas fueron organizadas utilizando la secuencia de embudo (de lo general a lo particular), comenzando por preguntas sencillas hasta llegar a aquellas que tenían mayor complejidad. El orden de aparición de preguntas fue presentado en bloques de acuerdo a las categorías para facilitar su contestación y evitar la fatiga visual, pero careció de títulos

---

<sup>34</sup> Glosario de términos utilizados en el cuestionario, seguimiento directo e indirecto, resguardo de evidencia electrónica sobre el sustento de las respuestas, contestación en tiempo y congruencia de respuestas, control de usuarios y permisos para ser respondido una sola vez y evitar duplicidades.

<sup>35</sup> Red social frecuentemente utilizada en el ámbito profesional para el reclutamiento y selección de personal, marketing de influencia, marketing de contenidos, marketing de contenido y marketing relacional.

que marcaran alguna tendencia o predisposición por parte del encuestado y de esa forma crearan sesgos que afectarían la investigación (Anguita et al., 2003).

La muestra está representada por la selección de empresas emprendedoras mexicanas en el área de la IA en los sectores económicos clasificados por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2021). En total se realizaron 51 cuestionarios a empresas mexicanas de diversos sectores y tamaños con integración de la IA dentro de sus procesos. En total se aplicaron cuestionarios a empresas situadas en 9 Estados de la República Mexicana: (1) Aguascalientes, (2) Baja California Sur, (3) Ciudad de México, (4) Guanajuato, (5) Jalisco, (6) Nuevo León, (7) Puebla, (8) Querétaro, (9) San Luis Potosí. De acuerdo con el INEGI (2022), seis de estos Estados muestran actualmente un PIB superior a la media nacional. Esos mismos 6 estados obtuvieron el premio de Competitividad Estatal<sup>36</sup> (Centro de Investigación en Política Pública, 2020)<sup>37</sup>. Adicionalmente, las empresas se encuentran segmentadas principalmente en el sector económico terciario de acuerdo a la clasificación del INEGI<sup>38</sup>, el resto forman parte del sector secundario en el rubro empresas manufactureras<sup>39</sup>. El perfil de los encuestados está estrechamente relacionado con puestos directivos y gerenciales con aplicación en la IA vinculados a la gestión de la innovación de sus empresas.

---

<sup>36</sup> En este premio destacan los estados de Querétaro y Ciudad de México donde ambos recibieron medalla de oro. Adicionalmente Ciudad de México obtuvo el premio de Medio ambiente con mayor número de empresas certificadas como limpias, el premio a la sociedad con mayor fortaleza en el sector educativo, salud e inclusión de mujeres en el mercado laboral, premio de Economía por su diversificación, premio de precursores por una mayor penetración de servicios financieros y las segunda con mayor disposición de cajeros automáticos. Querétaro obtuvo además el premio de Gobiernos otorgado por el aprovechamiento de medios electrónicos para interactuar con los ciudadanos, el premio de mercado de factores otorgado por ser el estado con mayor atractivo de la población foránea con educación superior y el segundo menor en desigualdad salarial, y el premio innovación por el estado con mayor solicitud de patentes por cada cien mil habitantes.

<sup>37</sup> Este premio propone a los estados más competitivos y preparados ante los cambios de la crisis de la pandemia COVID-19, con poder de minimizar sus efectos y con mayor potencial para lograr la recuperación económica.

<sup>38</sup> Este sector representa en el primer trimestre del año 2021 el 64% del total del PIB del país.

<sup>39</sup> Actividad con mayor participación en el PIB del año 2021 en México



### **4.3. Caracterización de metodologías de análisis: Aproximación teórica conceptual de las capacidades de dominio de conocimiento**

#### ***4.3.1. Método k-means***

Este método pertenece al grupo de los métodos no jerárquicos de clustering<sup>40</sup>. Es parte de las técnicas de aprendizaje no supervisado, el cual tiene por objetivo la formación de clústeres o grupos compactos y bien definidos con características similares entre los individuos u objetos analizados. Es también utilizado cuando se tiene un registro de las variables que tienen los individuos a analizar, sin embargo, no se tiene una etiqueta para identificar a cuál clasificación pertenecen (Wu, 2012). En la presente investigación el uso de este método es pertinente debido a que no se tiene establecido el número de grupos con características similares, pero sí se busca identificarlos. Este método, es comúnmente utilizado en la segmentación de clientes, para la aplicación de campañas publicitarias, detección de genes para la identificación de potenciales enfermedades, el análisis de relaciones de individuos en redes sociales, agrupación de documentos, compresión de datos y recomendaciones de contenidos a usuarios.

Para efectos de esta investigación, este método no supervisado permite la agrupación de los individuos en base a la similitud de sus características (Van Buuren & Heiser, 1989). Dentro de sus ventajas se encuentra que su implementación por medio de herramientas tecnológicas resulta sencilla, permite segmentar grandes volúmenes de datos, debido a que realiza una menor cantidad de cálculos que otras técnicas como el clustering jerárquico<sup>41</sup>. Además, ha sido exitosamente aplicado en muchos casos de estudio (Harlak et al., 2008; Nugent et al., 2010; Kuswandi et al., 2018; Shelly et al., 2020; Shamrat et al., 2020).

Sin embargo, este método también presenta ciertas desventajas: (a) es necesario conocer la cantidad exacta de clústeres a formar, (b) derivado de la naturaleza de sus operaciones, las variables a analizar deberán ser numéricas, (c) la calidad de la formación de cada grupo

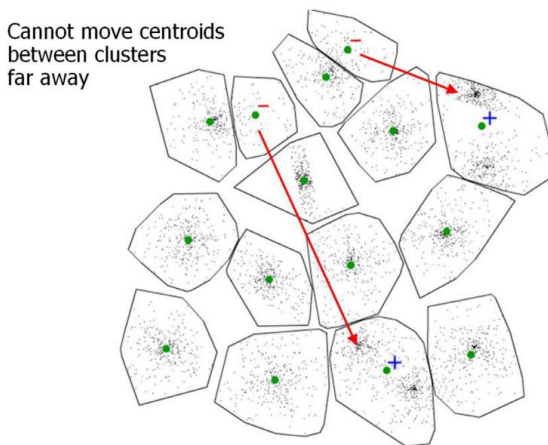
---

<sup>40</sup> En castellano llamada agrupamiento.

<sup>41</sup> Técnica popular del Machine Learning, basada en la agrupación natural de entidades basadas en datos similares, la jerarquía es representada en una estructura de árbol llamada dendograma. De acuerdo con Kaufman & Rousseeuw (2009), este método de análisis, busca identificar jerarquía de grupos, debido a que el agrupamiento divisivo del método está basado en búsquedas exhaustivas, el proceso es lento y no recomendado para grandes conjuntos de datos.

depende muchas veces de la inicialización del algoritmo (d) sus resultados pueden ser afectados por los outliers<sup>42</sup> y (e) se puede obtener agrupaciones con valores óptimos localmente pero no globalmente, la figura 15, publicada por Fränti & Sieranoja (2019) muestra cómo los clústeres señalados con el signo de menos representan un “centroide” que no era necesario, mientras que los que son representados por un signo de más es un grupo que necesitaría más centroides, en estos casos el método no puede realizarlo debido a que existen grupos estables en medio de ellos. (Hawkins, 1980).

Figura 15. Limitación del método k-means respecto a la optimización de centroides globales

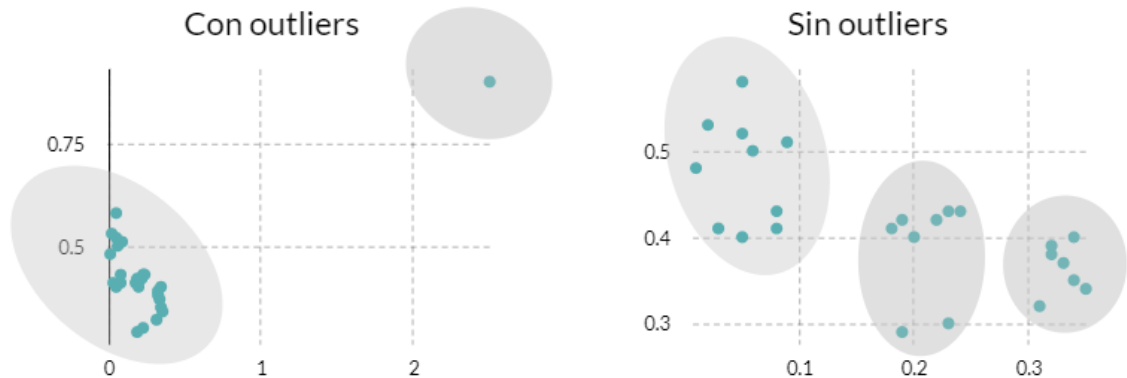


Fuente: Fränti & Sieranoja (2019).

La siguiente figura (Figura 16) muestra la afectación de los outliers dentro del análisis de datos. En la imagen de la izquierda se muestra que el número de los clústeres es dos, en caso de no omitir los outliers; mientras que la figura de la derecha permite observar que al excluir los outliers los clústeres encontrados son tres. En este ejemplo, el outlier no permite al algoritmo encontrar los subclústeres que existen en el clúster principal (ver figura 16):

<sup>42</sup> Datos atípicos representados con valores muy grandes o muy pequeños.

Figura 16. Análisis mediante K-means con outliers vs sin outliers



Fuente: elaboración propia a partir de Hawings (1980)

Para determinar si el método es ideal para la presente investigación es necesario identificar la cohesión<sup>43</sup> y separación<sup>44</sup> de los individuos (Hawings, 1980). La cohesión representa la distancia que hay entre un individuo y otro dentro de un mismo grupo, donde entre más cercano se encuentren, mayor similitud entre ellos habrá. Es decir, dos organizaciones tendrán mayor cohesión entre más similares sean entre ellas, por lo que sus estrategias podrían estar orientadas hacia el mismo objetivo, utilizando incluso, las mismas formas de gestión. Por su parte, la separación hace referencia a la distancia entre los individuos de un grupo con respecto a los demás grupos, donde entre más alejados se encuentren mayor diferencia habrá entre los grupos formados. En otras palabras, entre mayor sea la separación entre dos organizaciones más distintas serán las estrategias y procesos que se adoptan. La identificación de la cohesión y separación permitirá formar grupos similares fácilmente identificables. El objetivo es que cohesión sea la mínima posible mientras que la separación sea la máxima. Su cálculo se realiza a partir de la inercia inter-clases (conocida también como Between Partitions (BP)) definida como el promedio de la distancia que hay entre los centros de gravedad<sup>45</sup> de cada clúster con la siguiente fórmula:

<sup>43</sup> Distancia intra-cluster de los individuos, es decir, distancia de un individuo con respecto a los otros localizados en su mismo clúster.

<sup>44</sup> Distancia inter-cluster, es decir la distancia entre los individuos que se localizan en diferentes clústeres

<sup>45</sup> Promedio vectorial de todos los individuos.

$$B(P) = \sum_{k=1}^k \frac{|C_k|}{n} \|g_k - g\|^2$$

*Donde:*

k = número de clústeres; n= cantidad de individuos;  $|C_k|$  = Cantidad de individuos contenidos en el k-enésimo clúster;  $g_k$ = centro de gravedad del k-enésimo clúster y g = centro de gravedad total.

La inercia intra-clases (conocida también como Within Partitions (WP)) definida como el promedio que hay entre los individuos que forman parte de un mismo clúster es determinada bajo la siguiente fórmula:

$$W(P) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^k \sum_{i \in C_k} \|x_i - g_k\|^2$$

*Donde:*

N= número de individuos; k= número de clústeres;  $C_k$ = al k-enésimo clúster;  $x_i$ = vector de i-ésimo individuo y  $g_k$  es el centro de gravedad del k-enésimo clúster.

Antes de realizar el análisis mediante k-means, es necesario saber que la igualdad de Fisher explica que la Inercia total = Inercia Interclases + Inercia Intraclases, es decir, que cuando la separación crece, la cohesión disminuye y viceversa. De esta forma, al optimizar una de ellas, se optimiza la otra (Fisher, 1987). Si las diferencias en el conjunto de características del grupo son menores, generarán una mayor diferenciación con otros grupos. Es decir, se pueden concentrar los esfuerzos en optimizar la separación o la cohesión y se estará optimizando la otra sin necesidad de realizar más cálculos.

En la investigación se realizaron acciones previas de tratamiento a los datos para evitar que se arrojaran datos erróneos, como: (a) excluir los outliers de la base de datos o los cuestionarios de empresas atípicas que no se agrupan en regiones heterogéneas con otras (b)

normalización<sup>46</sup> de los datos contenidos para que los valores sean comparables<sup>47</sup> y (c) determinar el número de clústeres a formar. Sobre esto último, se debe resaltar que ellos se pueden obtener bajo dos premisas: (1) estrategias de negocio o limitaciones que se tienen en la organización y (2) ausencia previa de esta información. En este caso, se debe obtener dicha información mediante alguna técnica de validación de clústeres. Para atender esta necesidad, se eligió la técnica del codo de Jambú (Syakur et al., 2018).

Cuando no se tiene de forma precisa el número de clústeres (conjunto de empresas similares a formar) es útil visualizar de forma gráfica los datos que se desean analizar (Marutho, 2018), sin embargo, en el mayor de los casos, las bases de datos tienen más de 3 variables a analizar, por lo que no pueden ser representadas gráficamente de forma bidimensional o tridimensional y se debe recurrir a técnicas de reducción de dimensiones como el análisis de componentes principales (“PCA” por sus siglas en inglés) para poder tomar decisiones basadas en los elementos representados. Esta técnica crea un número menor de nuevas variables que representan lo mejor posible a la totalidad de las variables iniciales.

En esta investigación se tienen 13 categorías, 51 encuestados y 34 variables, por lo que ninguna de ellas podría representarse en un plano. En este caso, la técnica de reducción de dimensiones de PCA permite graficar la información para encontrar patrones que nos permitan realizar conclusiones (Smith, 2002; Joaquin, 2017; Gil, 2018; Wold, 1987).

#### ***4.3.2. Método del Codo de Jambú***

Este método contribuye a la selección de la cantidad óptima de clústeres ajustando el modelo con un rango de valores para k (Syakur et al., 2018). Este método ha sido usado en diversos estudios científicos relacionados con las competencias, conocimiento e inteligencia de negocios (Guayasmin, 2018; Syakur et al., 2018; Sharma & Manchanda, 2020; Burgos-Videla et al., 2021; Olivares, M. & De la Fuente-Mella, 2022). El gráfico de líneas obtenido deberá parecerse a un “brazo de una persona”, donde el punto de inflexión de la curva es

---

<sup>46</sup> Significa que los valores de los datos estén en escalas similares.

<sup>47</sup> Las técnicas más comunes son suposición de que cada dato sigue una distribución normal y forzar a que los datos tengan una media de cero y una desviación típica de uno, escalación de cada dato en un rango de 0 a 1, transformación logarítmica, etc.

llamado “codo”, y es la mejor señal de que el modelo se ajusta mejor en ese punto (Marutho et al., 2018). De acuerdo a Larose & Larose (2014), este método usa los valores de la inercia obtenidos por la aplicación del análisis de k-means a diferente número de clústeres, comenzando de 1 a n, donde la inercia será igual a la suma de las distancias al cuadrado de cada individuo a su centroide como lo muestra la siguiente fórmula.

$$Inercia = \sum_{i=0}^n ||x_i - \mu||^2$$

Después de haber obtenido los valores de la inercia con los diversos valores de clústeres en el método de k-means, se representa de forma gráfica los resultados. De esta forma, es posible identificar visualmente el cambio brusco de la inercia y obtener el número óptimo de clústeres a formar para la base de datos en particular (Leventhal, 2010).

Los criterios de convergencia utilizados por el método de k-means son: los individuos que ya no son reasignados a otro clúster, el valor de inercia intra-clases es menor a un valor de tolerancia dado y finalmente se lleva a cabo una cantidad determinada de iteraciones (Wu, 2012). Para esta investigación se utiliza el último criterio donde se especificó para n el valor de 10. En los casos en los que la representación del “codo” no se aprecie, se deberán buscar otras técnicas de búsqueda del número óptimo de clústeres<sup>48</sup> o bien, métodos que no tengan esta limitante como son el clustering jerárquico, aunque este no fue el caso debido a que en la aplicación del método en esta investigación se visualiza claramente el punto de inflexión.

### ***4.3.3. Principal Component Analysis (PCA)***

El Análisis de Componentes Principales (PCA) es un método estadístico que pertenece a una de las técnicas de aprendizaje no supervisado más comunes en el análisis exploratorio de datos (Wold et al., 1987). Este tipo de técnicas buscan patrones de un conjunto de datos que no han sido clasificados. A diferencia de las técnicas de aprendizaje supervisadas<sup>49</sup> solo se tiene un número de variables que se desean explorar para extraer información, realizar la

---

<sup>48</sup> Algunos otros métodos pueden ser el coeficiente de silueta, el índice de Dunn o el índice de Davies-Bouldin

<sup>49</sup> El aprendizaje supervisado debe tener un grupo de variables relacionadas a un conjunto de individuos, con el objetivo de poder predecir una respuesta “y” asociada.

identificación de subgrupos y así poder clasificarlos. Es decir, se busca descubrir la estructura de los datos (Smith, 2002). El método PCA ha sido utilizado en diversas investigaciones científicas relacionadas a la TD (Li et al., 2021; Kumar et al., 2021; Iman et al., 2022; Zhou et al., 2022; Alam et al., 2022).

Una de las aplicaciones más comunes del PCA es la simplificación de la complejidad de los espacios muestrales de muchas dimensiones, conservando la mayor parte de la información, es decir, en un conjunto de datos con  $n$  individuos, y cada uno con  $p$  características o variables ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ) (James et al., 2013).

El método PCA encuentra un número de factores subyacentes que explican aproximadamente, de la mejor manera, a las variables originales<sup>50</sup>. Cuando se tiene un conjunto grande de variables cuantitativas que se encuentran correlacionadas (y por lo tanto podrían ser redundantes), PCA las transforma en un conjunto de nuevas variables transformadas llamadas componentes principales. Estas variables representan gran parte de los valores originales. Cada componente está integrado por la combinación lineal de las variables originales por lo que es útil también para lograr una visualización de datos (Abdi & Williams, 2010)

Basado en este principio, se utilizó PCA para reducir los datos de las respuestas de los encuestados -de alta dimensionalidad- (en nuestra investigación compuesta por 34 características y que no podría ser graficada en 34 ejes o dimensiones) y formar 2 nuevas variables que puedan ser representadas en un gráfico de dispersión. De acuerdo a Joaquin (2017); Gil (2018); Wold (1987) es necesario seguir una serie de pasos que nos permiten realizar esta reducción de variables, este procedimiento se detalla a continuación:

El primer paso del algoritmo es encontrar el eje en el cual exista una mayor varianza. En la investigación los individuos (empresas encuestadas) son representados gráficamente en dos dimensiones, donde se puede observar que, como lo muestra la figura 17, la mayor varianza se encontrará en la diagonal de la característica 1, ya que se existen valores que oscilan de muy bajos a muy altos y además representan la dirección de máxima varianza de

---

<sup>50</sup> En esta investigación las variables originales trece y pueden ser consultadas en la figura 17.

proyecciones. De manera que, se dibuja por lo que se dibuja una línea que será identificada como la primera variable latente<sup>51</sup> o como el componente principal 1, obtenida matemáticamente por medio de la siguiente fórmula:

$$Z_1 = \phi_{11}X_1 + \phi_{21}X_2 + \dots + \phi_{p1}X_p$$

Este primer componente está representado por *loadings*, también llamadas vectores de cargas, con un inicio en el origen que indica la dirección de la línea. La localización de cada observación es determinada a través de una proyección en un ángulo de 90°. La distancia existente entre el origen y su proyección es llamada *score*<sup>52</sup> o puntuación, por lo que cada observación  $x_i$  tiene su propio score  $z_i$  para cada componente  $m$ .

El segundo paso es encontrar un eje ortogonal<sup>53</sup> que también pase por el origen, el cual buscará maximizar la varianza de los scores sobre esta nueva dirección en un ángulo de 90° con respecto a la línea encontrada en el paso uno, la cual será el componente principal 2.

Dentro de la investigación, se encuentra el punto origen del grupo de datos que fueron representados, y se identifica la línea ortogonal a la línea de mayor varianza (que previamente llamamos componente 1). Conjuntamente, ambos componentes constituyen la mejor representación de ellos datos en una dimensión menor (Ver figura 17).

---

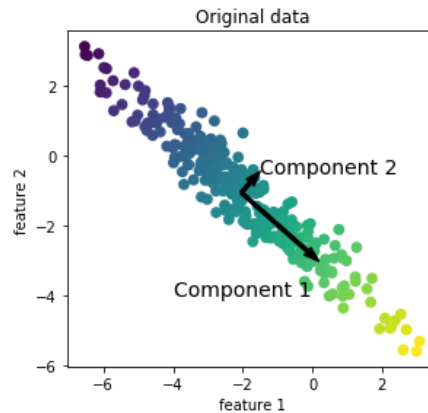
<sup>51</sup> Las variables latentes contienen información del fenómeno subyacente del individuo, por lo que es comúnmente utilizado en lugar de las variables originales debido a su alta correlación. En PCA, se calcula el conjunto de variables disponibles.

<sup>52</sup> Se calculan a partir de la ecuación para la obtención del coseno de un ángulo en un triángulo rectángulo.

<sup>53</sup> Designado para identificar a los elementos que se encuentran en un ángulo de 90°, lo cual en espacios euclídeos es equivalente al concepto de perpendicularidad, es decir, rectas perpendiculares en un plano.



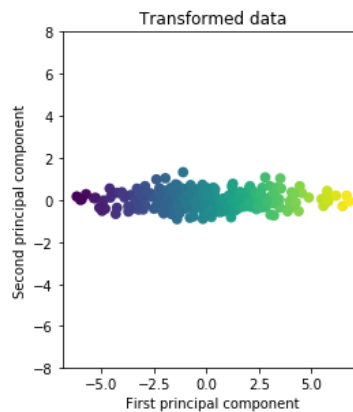
Figura 17. Representación de los datos originales para el análisis mediante PCA



Fuente: Gráficas ejemplo obtenidos por el programa Python

El siguiente paso dentro del algoritmo es rotar los datos de forma horizontal, restando el promedio a cada dato, lo cual permitirá centrar los datos en el eje cero (Ver figura 18). A los datos que fueron representados en la investigación en la gráfica original (figura 17) se les resta el promedio de cada dato, lo que mostrará una figura con tendencia horizontal.

Figura 18. Representación de los datos transformados por el PCA

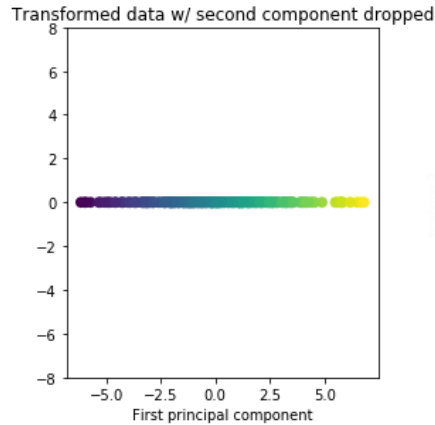


Fuente: Gráficas ejemplo obtenidos por el programa Python

Posteriormente, se graficarán los datos donde el eje horizontal representará al componente 1, con las características de los datos originales en el segundo eje; teniendo como resultado una

línea recta la cual proyecta todos los individuos de la figura 18, como se puede observar en la figura 19.

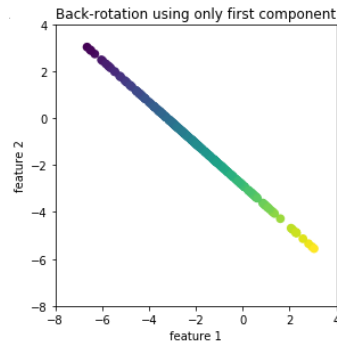
Figura 19. Datos transformados con el segundo componente descartado



Fuente: Gráficas ejemplo obtenidos por el programa Python

Finalmente, sumará el promedio que restó previamente y que permitió centrar en el eje cero y lo rotará nuevamente. Este paso dará como resultado una gráfica con la misma dirección de la gráfica original como se muestra en la figura siguiente:

Figura 20. Rotación inversa usando solo el primer componente

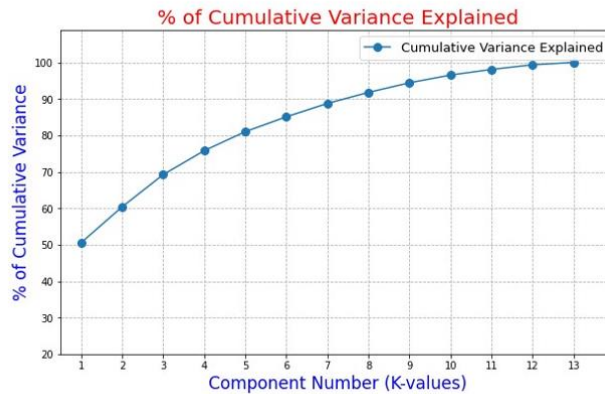


Fuente: Gráficas ejemplo obtenidos por el programa Python

El PCA exige que las variables se encuentren estandarizadas, es decir, que su media sea cero y su desviación estándar uno, excepto en aquellos casos donde las unidades de medida empleadas sean las mismas (Wold, 1987).

PCA puede obtener tantas componentes principales como variables se encuentren disponibles en los datos, sin embargo, la primera componente será la que mayor varianza recoja, la segunda representará la máxima varianza no obtenida por la primera componente y así consecutivamente, por lo que se debe elegir el número de componentes que representen un porcentaje suficiente de la varianza total (Smith, 2002). Es decir, si graficamos las observaciones de la investigación, la primera componente principal representará la mayor varianza, la segunda componente representará la máxima varianza que la primera componente no representó, por lo que las componentes subsecuentes representarán cada vez menos información hasta llegar al número de variables analizadas en la investigación. A pesar de no existir un método único para determinar el número óptimo de componentes a utilizar, comúnmente, es elegida a partir de la varianza explicada acumulada (ver figura 21), de esta forma se puede identificar el número a partir del cual el incremento no es representativo.

Figura 21. Representación de la varianza explicada acumulada



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos por el programa RStudio

De acuerdo con Daffertshofer et al. (2004), el objetivo de PCA es obtener las combinaciones lineales que mejor representen a las variables originales mediante la siguiente fórmula:

$$Z_m = \sum_{j=1}^p \phi_{jm} X_j$$

Donde:

$X_j$  representa las variables

$Z_m$  las combinaciones lineales

P las variables originales

$\emptyset_{jm}$  las cargas o loadings

Sin tomar en cuenta el software utilizado, el algoritmo de PCA genera las mismas componentes principales, el valor de las cargas resultantes siempre será el mismo, sin embargo, el signo de las cargas pudiese reproducirse de forma invertida. Esto ocurre debido a que el vector de cargas, determina la dirección de cada componente, donde la dirección es independiente del signo (Joaquin, 2017).

Dentro de las desventajas del método de PCA, se encuentra que es altamente sensible a los outliers, es decir, valores atípicos, que son fácilmente identificables mediante comprobaciones gráficas (Wold, 1987).

#### **4.3.4. Text Mining para variables cualitativas**

En una segunda etapa se procedió a analizar las preguntas del cuestionario que eran de tipo cualitativo, es decir, aquellas donde solo la respuesta del encuestado era abierta. Para este fin se utilizó la técnica de Text Mining<sup>54</sup>. Esta técnica está basada en el proceso de transformación de texto no estructurado en un nuevo formato estructurado que permita identificar patrones significativos y de esta forma, obtener nuevo conocimiento (Silge & Robinson, 2017). Esta es la razón, por la cual, este tipo de análisis está cobrando importancia: Diariamente se producen en la Web gran volumen de información que carece de estructura<sup>55</sup>, incluso de acuerdo con Wang & Lo (2021), la literatura de producción científica se ha expandido rápidamente como causa de la pandemia del COVID-19 dando como resultado dificultad de mantenerse al día en cuanto a los recientes hallazgos a los investigadores,

---

<sup>54</sup> Ampliamente utilizada en casos como servicio de atención al cliente, gestión de riesgos, mantenimiento de maquinaria, cuidado de la salud, filtrado de correo no deseado llamado spam, comentarios ofensivos, análisis de sentimientos, descubrimiento de relaciones por citas, minería de opiniones, generación de mapas de tópicos.

<sup>55</sup> En el 2020, 350 mil tweets son enviados por minuto.

médicos, funcionarios y ciudadanos. A través de esta técnica se obtienen datos cuantitativos derivados del análisis y se pueden utilizar métodos de visualización de datos para comunicar los hallazgos científicos de una forma más clara.

### **A) Aplicación de la técnica Text Mining**

De acuerdo con diversos autores (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015; Zhang et al., 2015; Gupta et al., 2020; Kononova et al., 2021; Hickman et al., 2022) el proceso de minería de texto está compuesto en actividades definidas. Existe un paso previo, estrictamente necesario para la aplicación de las técnicas de minería de datos: *el procesamiento de texto (primer paso)*<sup>56</sup>. En este paso son eliminados todos aquellos textos que no aportan información sobre la temática que se desea evaluar. Existen diversas formas de realizar esta tarea, aunque la manera aplicada tiene una relación estrecha con la finalidad del análisis, la fuente y el formato del texto. Por ejemplo, si se analizaran libros en formato PDF, sería necesario eliminar datos como el encabezado y pie de página, que si fueran tomados en cuenta darían por resultado datos erróneos. O bien, si se analizaran las publicaciones en redes sociales, sería necesario eliminar patrones no informativos como páginas web, signos de puntuación sin modificar el significado, caracteres sueltos, números o convertirlos en texto, y reescribir y/o eliminar abreviaturas. Por ejemplo, en las actividades de recopilación de datos a través de encuestas o cuestionarios, es necesario eliminar signos de puntuación, espacios y conjunciones utilizadas por los encuestados que no aportan un valor adicional. Un por ejemplo de ello sería, si una persona contestara con las palabras: “conocimiento; aptitud y redes” se elimina el “;” y la “y”, quedando lo siguiente: “conocimiento aptitud redes”.

El *segundo paso* del Text Mining se encarga de extraer información estructurada libremente. Se realiza un análisis exploratorio donde se pretende evidenciar hallazgos como el tipo de escritura características de un autor, palabras empleadas, frecuencias, significados o connotaciones (Berry & Kogan, 2010). En esta fase deben ser excluidas las llamadas *Stop Words* que corresponden frecuentemente a artículos, preposiciones, conjunciones o pronombres, debido a que son elementos que no aportan valor respecto al tema analizado

---

<sup>56</sup> Consta de subtarear como la limpieza y la tokenización.

(Kickman et al., 2022). También es necesario eliminar signos de puntuación, espacios extra, acentos y convertir a mayúsculas o minúsculas. Es decir, la información debe ser enviada a un proceso de “tokenización”. Esta etapa consiste en dividir el texto en palabras que representan elementos sencillos con significado propio. Como ejemplo y citando el caso anterior, la frase final generada por el procesamiento de datos: “conocimiento aptitud redes”, generará la separación de los conceptos, derivando 3 palabras separadas: “conocimiento”, “aptitud”, “redes”.

La *tercera fase* es el procesamiento de datos, que tiene por función la identificación de patrones y extracción de información útil contenida en grandes conjuntos de datos. Una forma de medir la importancia de una palabra está basada en el análisis de la frecuencia de aparición que tiene dentro del texto. Posteriormente, se procede a la clasificación de los textos por lo que será necesario cuantificar numéricamente cada representación, a este proceso se le llama comúnmente *Bag of Words* (Vijayarani & Nithya, 2015). En el paso previo se tenían las palabras relevantes separadas y, en la investigación este paso, busca identificar la frecuencia con la que fueron utilizadas dichas palabras por el conjunto de encuestados, formando “grupos” o “bolsas de palabras” y determinar numéricamente la importancia que tiene cada vocablo para los participantes de la investigación.

### ***B) Técnicas de representación del texto procesado***

- *Nube de palabras o Word Cloud*

Una de las herramientas de representación del texto más comunes en el ámbito del Text Mining es la nube de palabras (Gupta et al., 2020; Kononova et al., 2021). Esta herramienta es frecuentemente usada derivada de la simplicidad y claridad, además de ser una herramienta potencial de comunicación. Visualmente es más atractiva que los datos representados en una tabla común.

Esta técnica, presenta también ciertas desventajas entre las cuales se destacan: (a) muchas palabras tienen sentido solo en el contexto o con relación a otras palabras, de manera que, utilizar la frecuencia con la que aparece un vocablo en cierto texto podría no dar suficiente información y más bien podría dar conclusiones equivocadas. (b) se debe tratar la información para homologar sinónimos, dado que diversas palabras podrían tener el mismo

significado y de no ser agrupadas se dibujarán por separado. (c) las relaciones con otras palabras quedan excluidas, si se intenta analizar un texto, existe alta posibilidad de obtener resultados incorrectos (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015).

- *Redes de texto*

Las redes de texto implican la representación de palabras como nodos y cada coocurrencia con otras palabras como relación (Silge & Robinson, 2017). La cercanía que tenga una palabra con otra le dará un peso a la conexión, por lo que no solo las palabras que estén antes o después son evaluadas sino aquellas que pertenecen a la misma oración. Al finalizar, se establecerá una relación en forma de borde siendo más fuerte si existe un peso mayor. Esto permite que la información sea evaluada en el contexto en el que se planteó, debido a que aquí se evalúa tanto la frecuencia como la relación entre palabras (Urdinez & Cruz, 2020).

Las ventajas que tiene el análisis mediante el análisis de las redes de texto son por una parte que se puede contextualizar la situación en la que una palabra fue utilizada permitiendo tomar decisiones más efectivas y por otra parte que permite el análisis de “sentimientos”<sup>57</sup>, utilizada muy comúnmente en ventas, marketing y mejoramiento de experiencia del usuario (Pang & Lee, 2008).

En esta investigación se decidió utilizar Word Cloud debido a que son el origen de un análisis con más profundidad, estableciendo la relevancia de una palabra de forma visual (Heimerl et al., 2014). Además, diversos estudios demuestran que el tamaño, el peso y el color de la fuente tiene efecto en el observador, incluso, las palabras que se colocan en medio de la nube de palabras reciben mayor atención que aquellas que se encuentran en los bordes del gráfico (Bateman et al., 2008).

Las nubes de palabras, frecuentemente se complementan con las redes de texto permitiendo identificar si dos palabras coexisten dentro de la misma respuesta (Silge & Robinson, 2017). En esta técnica se permite identificar los resultados sin provocar desorden visual y mostrando la fortaleza de cada término (Heimerl, 2014).

---

<sup>57</sup> De acuerdo con Pang & Lee (2008), los sentimientos son juicios, emociones, apreciaciones o evaluaciones subjetivas de una persona que son expresados directa o indirectamente en un texto

#### **4.4. Método K-means y la aproximación conceptual y análisis de variables vinculadas con el dominio de conocimiento**

Para el análisis de los resultados se utilizó la herramienta de machine learning K-means. Esta metodología ha sido utilizada por diversos autores en estudios y casos de investigación que consisten en la agrupación y evaluación de conjuntos de habilidades de trabajadores en diferentes sectores (Harlak et al., 2008; Nugent et al., 2010; Kuswandi et al., 2018; Shelly et al., 2020; Shamrat et al., 2020). El algoritmo de k-medias forma parte del aprendizaje automático no supervisado y es sumamente popular debido a la sencillez, velocidad, eficacia y utilidad, incluso cuando se tienen más de 10,000 casos o elementos a analizar (Huang, 1998). La naturaleza del presente estudio de investigación y la comprobación del uso de la metodología en casos de estudios anteriores abre todo el espacio de investigación y exploración para aplicar la misma metodología a la identificación y análisis de variables vinculadas con las competencias de los trabajadores en las empresas del sector de IA.

Dentro de su proceso, es necesario conocer el número de grupos o clústeres entre los cuales se desea dividir a los elementos contenidos dentro de la base de datos. En algunas ocasiones, es fácil determinar este número de clústeres, basándonos en la capacidad que se tiene, por ejemplo, si una empresa desea abrir sucursales basadas en ciertos datos, el número de sucursales podría estar determinada por la capacidad económica de la empresa, por lo que de acuerdo a sus estados financieros ya se tiene el número de sucursales entre las que se desea dividir a los individuos u observaciones. En otros casos, no se tiene información acerca del número óptimo de clústeres a formar. Esta investigación entra en este supuesto, derivado de que se cuenta con las observaciones o individuos, pero no se tiene claro el número de grupos que se formarán a partir de sus características; no se tiene identificado cuantos grupos tienen características similares existen. En esta situación, se requiere que el algoritmo lo calcule (Van Buuren & Heiser, 1989).



Al no conocer el número de clústeres ideales para formar, se utilizó la técnica llamada codo de Jambú descrita anteriormente para determinarlos<sup>58</sup>. En análisis se realizó por medio del lenguaje de programación “Python”<sup>59</sup> usando el programa Jupyter notebook<sup>60</sup>. A continuación, se detalla el procedimiento.

#### **4.4.1. Procedimiento de análisis mediante k-means**

Después de haber instalado el programa Jupyter notebook con los requerimientos solicitados, se procedió a crear la carpeta de trabajo. Para realizar un nuevo archivo, se incluyeron las librerías necesarias para el análisis de los datos: (a) importación del paquete *numpy* que es útil para cálculos científicos, (b) importación del paquete *pandas*, para el análisis de datos, (c) *matplotlib* para la creación de gráficos con buena calidad. Además, se incluyó la función k-means contenida dentro del paquete *sklearn* en el módulo *cluster* y de esa forma poder desarrollar el clustering de la información con el método de k-means (Community Guides for Jupyter, s.f.).

El archivo a analizar poseía un formato csv, y contenía la información de las respuestas de los encuestados. Profundizando en las características de este archivo se encuentra que contiene 51 entradas que corresponden al número de encuestados y 35 columnas que corresponden al número de preguntas de escala que fueron analizadas más una que representa el número de empresa. Las 35 columnas son de tipo int64, lo que indica que son variables numéricas sin decimales, lo cual representa el valor de la respuesta de cada pregunta del cuestionario, y son necesarias en dicho formato para poder realizar el agrupamiento o clustering de acuerdo a la metodología (Pedregosa, 2011). En la figura 22 se visualizan las 34 variables con su respectivo acrónimo de la variable que se evalúa. Aquí no se observan valores nulos o vacíos y todas las variables son representadas por números enteros.

---

<sup>58</sup> Para mayor detalle consultar la sección 4.1.2. caracterización de Metodologías de Análisis: Aproximación teórica conceptual de las Capacidades de Dominio de Conocimiento de este documento

<sup>59</sup> Lenguaje de programación de alto nivel, interpretado, multiplataforma y de código abierto. Facilita el desarrollo de software relacionado a IA, Minería de Datos, Blockchain, Machine Learning, Ciencia de Datos y Big Data. Debido a sus características Python es considerado uno de los lenguajes con mayor demanda en el mercado laboral.

<sup>60</sup> Interfaz de código abierto compatible con diversos lenguajes de programación -inicialmente Julia, Python y R-, permite la ejecución de código en tiempo real, ecuaciones matemáticas, modelado estadístico, simulación numérica, análisis de datos entre otros.

Figura 22. Características del archivo a analizar

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 51 entries, 0 to 50
Data columns (total 35 columns):
#   Column                                     Non-Null Count  Dtype
---  -
0   empresa                                   51 non-null     int64
1   actitud                                   51 non-null     int64
2   alianzasest                               51 non-null     int64
3   infra                                     51 non-null     int64
4   iadhoc                                    51 non-null     int64
5   aptitud                                   51 non-null     int64
6   competencias                             51 non-null     int64
7   experienciaa                             51 non-null     int64
8   creatividad                              51 non-null     int64
9   conocimiento                             51 non-null     int64
10  intercambio                               51 non-null     int64
11  competenciasdis                          51 non-null     int64
12  competenciasinv                          51 non-null     int64
13  sensibilidad                             51 non-null     int64
14  perseverancia                            51 non-null     int64
15  learningbydoing                          51 non-null     int64
16  innovacionincr                           51 non-null     int64
17  ingenieriainv                            51 non-null     int64
18  estandarefectividad                      51 non-null     int64
19  Redesformal                             51 non-null     int64
20  Redesinform                             51 non-null     int64
21  interdisciplinariedad                   51 non-null     int64
22  Redesintern                             51 non-null     int64
23  Proximidad                              51 non-null     int64
24  Unidadesest                             51 non-null     int64
25  actinformalesneg                        51 non-null     int64
26  actividadesinfcompt                     51 non-null     int64
27  fracasosemp                             51 non-null     int64
28  conocimientosfundadores                 51 non-null     int64
29  habilidades                             51 non-null     int64
30  habilidadescomplestr                     51 non-null     int64
31  habinteractivasadapt                    51 non-null     int64
32  tareasrelac                             51 non-null     int64
33  Tareasrutin                             51 non-null     int64
34  chc                                      51 non-null     int64
dtypes: int64(35)
memory usage: 14.1 KB

```

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos por el programa Python

Las 34 variables analizadas son el resultado de la Matriz de Contrastación Teórica de la metodología MAGG (Marquina et al., 2013), descrita en el capítulo anterior y que da paso a identificar variables para realizar la aproximación a las competencias vinculadas con el dominio de conocimiento en el contexto de la TD y la IA (Ver tabla 7). Se muestra además de la variable, la categoría a la que pertenecen, su acrónimo llamado “Clave” (en lo sucesivo métodos estadísticos) que sirve para un mejor manejo y representación. Se puede observar que cada categoría está relacionada a una o varias variables que la describen de una mejor manera

Tabla 7. Categorización y Definición de variables analizadas

No.	Categoría	Clave	Variable y Descripción
1	Actitudes	actitud	<b>Actitud:</b> Variable que determina los rasgos, patrones o conductas habituales que pueden ser identificadas como patrones, tendencias y disposiciones para actuar de una forma determinada. La actitud puede ser cambiada o controlada. (Martinez, 2004; Spencer & Spencer, 1993)
2	Alianzas Estratégicas	alianzasest	<b>Alianzas Estratégicas:</b> Cooperación entre diversas entidades con participación en la innovación que tiene por fin mejorar las capacidades, subsanar carencias de conocimiento e impulsar la innovación desde el ámbito endógeno y exógeno (Lichtenthaler, 2016; Bell & Pavitt, 1995)
3	Capacidades	infra	<b>Infraestructura:</b> Equipamiento y recursos físicos necesarios para poder realizar adecuadamente una tarea (Tejada, 1999)
4		iadhoc	<b>Innovación ad hoc:</b> Prácticas que surgen como resultado del aprovechamiento del conocimiento interno de los trabajadores de una organización. Frecuentemente aparecen a partir de situaciones económicas o tecnológicas adversas más que como resultado de decisiones estratégicas de largo plazo. (Teece et al., 1997; Teece & Linden, 2017))
5	Características subyacentes o actitudes	aptitud	<b>Aptitud:</b> Características de cierta permanencia al individuo que le permiten realizar diversos tipos de tareas y que facilitan su aprendizaje en nuevas. Frecuentemente son definidas como innatas derivado a que se adquieren durante la etapa de la niñez de forma natural. (Sierra, 2017; Lévy-Leboyec, 2003)
6	Conocimiento	competencias	<b>Competencias:</b> Es parte de la personalidad de un individuo, se relaciona con un estándar de efectividad y desempeño superior en una situación. El conocimiento puede ser comprendido y trasladado por otros sujetos u organizaciones (Spencer & Spencer, 1993; González & Wagenaar, 2003; Rychen & Salganik, 2003; Gallardo et al., 2015)
7		experienciaa	<b>Experiencia Acumulada:</b> Obtenida a partir del desempeño de actividades específicas a lo largo del tiempo, construida con reflexión y a partir de eventos vividos. Interpretación del individuo a partir del entorno y sus filtros de percepción (Kolb, 2014).
8		creatividad	<b>Creatividad:</b> Capacidad innovadora, acciones que identifican, analizan y resuelven problemas de manera divergente, original eficaz y adaptable (Valiente, 2017).
9		conocimiento	<b>Conocimiento:</b> Aprendizaje transformador, acumulado a través del tiempo. Experiencia tácita apropiada en el proceso de “learning by doing”. Comúnmente conocido como <i>know-how</i> . (Cohen & Levinthal, 1989,1990,1994; Bell & Pavit, 1995)
10	Creencias y Valores	intercambio	<b>Intercambio social:</b> Competencia ética donde a través de la interiorización de objetivos empresariales, transparencia y conciencia, el individuo percibe su contexto y actúa de acuerdo a lo que considera socialmente importante. Esfuerzo que el individuo realizará dentro de la organización. Se involucran aspectos como el ambiente laboral, claridad de objetivos y resultados que se esperan del individuo (Spencer & Spencer, 1993; Christis, 1988; Mertens, 1996).
11	Emprendimiento e Innovación	competenciasdis	<b>Competencias distintivas:</b> Competencias difíciles de reproducir por los competidores y se derivan de la capacidad de anticiparse a las tendencias del mercado dentro de un enfoque innovador y creativo (Cohen & Levinthal, 1989,1990,1994; Mertens, 1996).

No.	Categoría	Clave	Variable y Descripción
12		competenciasinv	<b>Competencias inventivas:</b> Combinación de aspectos teóricos y prácticos que permitan generar soluciones creativas e innovadoras tanto de forma externa como interna en la organización (Nadine, 1998).
13		sensibilidad	<b>Sensibilidad:</b> Capacidad de un individuo por detectar oportunamente las valoraciones del entorno con respecto a su propuesta. Permite incrementar el número de innovaciones. (Marengo et al., 2021)
14		perseverancia	<b>Perseverancia:</b> Esfuerzo dedicado por un individuo al mejoramiento de su propuesta antes de pasar a una siguiente función. Identifica el número de posibilidades de innovación (Marengo et al., 2021).
15		learningbydoing	<b>Learning by doing:</b> Aprendizaje adquirido a través de la experimentación y que permiten a una empresa innovar y alinearse a las necesidades del mercado (Benini, 2021).
16		innovacionincr	<b>Innovaciones incrementales:</b> Pequeñas mejoras realizadas a un producto o servicio existente en una organización. Comúnmente de bajo costo y representan un diferenciador con respecto a su competencia (Freeman et al., 1982)
17		ingenieriainv	<b>Ingeniería inversa:</b> Herramienta de innovación utilizada generalmente en economías emergentes. Análisis de un producto o servicio existente con la finalidad de conocer su diseño y funcionamiento (Acosta, 2013; Benini, 2021)
18		Estándar de efectividad	estandarefectividad
19	Estructuras de red	Redesformal	<b>Redes formales:</b> Colaboraciones compuestas por conexiones con inventores, universidades, gobierno, fuentes de apoyo, grupo de talentos, grandes corporaciones, incubadoras, aceleradoras o investigadores (Neck et al., 2004).
20		Redesinform	<b>Redes informales:</b> Colaboraciones compuestas por familiares, amigos e individuos de manera informal (Neck et al., 2004).
21		interdisciplinariad	Interdisciplinariad de conocimiento. Colaboración realizada con individuos con diversas áreas de estudio y que incrementa las competencias sociales y capacidades para trabajar en equipo. Dicho equipo debe tener claramente asignadas sus tareas y la estructura que lo compone (Moe et al., 2021; Thu et al., 2021).
22		Redesintern	<b>Redes internas:</b> Ecosistemas de participación dentro de la organización impulsadas por sus integrantes como propuesta para trabajar colaborativamente en proyectos de trascendencia (Thu et al., 2021)
23		Proximidad	<b>Proximidad:</b> Creación de organizaciones concentradas territorialmente, con mano de obra local calificada, integradas vertical u horizontalmente (Benini, 2021).
24	Arquitectura estratégica	Unidadesest	<b>Unidades estratégicas:</b> Genera ventajas competitivas. Estrategias de difícil imitación derivada de la combinación de capacidades, elementos estratégicos y conocimiento (Brusoni, 2021).
25	Experiencia	actinformalesneg	<b>Actividades informales:</b> Ejecución de tareas que carecen de un acuerdo por escrito y son basadas en un empleo casual. Usualmente representan escasa productividad y el individuo carece de competencias necesarias (Mertens, 1996).
26		actividadesinformpt	<b>Actividades informales relacionadas a las competencias:</b> Experiencias personales no organizadas, adquiridas vinculadas a los productos, procesos y capacidades organizacionales que permiten adquirir conocimiento de forma efectiva (Coombs, 1996).
27		fracasosemp	<b>Fracasos empresariales:</b> Crisis de una empresa derivada de aspectos diversos que repercuten negativamente a una empresa. Frecuentemente relacionada con fracasos financieros ya sea en

No.	Categoría	Clave	Variable y Descripción
			etapa aguda, crónica o terminal, sin embargo, se presenta cuando la situación patrimonial de la organización refleja un valor de reducción o escases de flujo de efectivo (Durand & Lupaca, 2016).
28		conocimientofundadores	<b>Conocimiento de los fundadores:</b> Determina la cultura de la empresa. La experiencia previa de los fundadores generalmente brinda a la organización de un efecto duradero en las capacidades, desempeño y proceso de aprendizaje de los trabajadores (Bahoo et al., 2021).
29	Habilidades	habilidades	<b>Habilidades:</b> Capacidad operativa de un individuo para desarrollar una actividad con facilidad (Nadine, 1998; Gallego-Arrufat, 2007).
30		habilidadescompl estr	<b>Habilidades complementarias:</b> Habilidades relacionadas al servicio al cliente y personal, juicio y toma de decisiones, diseño tecnológico, fluidez de ideas y análisis de operaciones (Bakhshi et al., 2017)
31		habinteractivasada pt	<b>Habilidades interactivas y de adaptabilidad:</b> habilidades que requieren conocimiento profundo de la organización incluyendo la cultura organizacional a fin de poder adaptarse en el contexto del cambio tecnológico (Holm & Lorenz, 2021).
32		tareasrelac	<b>Tareas relacionadas:</b> Actividades complementarias desempeñadas cotidianamente por el individuo (Carbonero et al., 2021).
33	Productividad	Tareasrutin	<b>Tareas rutinarias:</b> Actividades altamente automatizables, siguen procesos perfectamente definidos y está compuesta por tareas claras y repetidas (Frey & Osborne, 2013)
34		chc	<b>Capacidades, Habilidades y Competencias:</b> Determina la prioridad e importancia real de cada variable dentro de la organización.

Fuente: Elaboración propia a partir de la revisión teórica

La figura 23 muestra el análisis de los datos estadísticos de la información, presentada en renglones: (1) número de casos en donde en todas las variables se observa el número cincuenta y uno (51.000000), marcado en color verde y representando el número de encuestas obtenidas, (2) el promedio de los resultados de cada variable, (3) la desviación estándar de cada variable (4) el valor mínimo obtenido por variable<sup>61</sup> y (5) el valor máximo elegido por los encuestados de acuerdo a la variable evaluada.

<sup>61</sup> todas las preguntas tenían como valor mínimo permitido el número uno, sin embargo, se observa que en la variable “competencias”, ningún encuestado eligió esta respuesta

Figura 23. Resumen de datos estadísticos sin normalizar

	actitud	alianzasest	infra	iadhoc	aptitud	competencias	experienciaa	creatividad	conocimiento	intercambio	...	actinformalesneg
count	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	...	51.000000
mean	3.568627	3.078431	3.470588	3.372549	3.294118	3.607843	3.588235	3.235294	3.215686	3.333333	...	2.450980
std	0.640466	0.934733	0.702935	0.773583	0.701259	0.568452	0.668625	0.862282	0.832195	0.840635	...	1.221699
min	2.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	2.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	...	1.000000
25%	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	3.000000	...	1.000000
50%	4.000000	3.000000	4.000000	4.000000	3.000000	4.000000	4.000000	3.000000	3.000000	4.000000	...	3.000000
75%	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	...	3.500000
max	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	4.000000	...	4.000000

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos por el programa Python

Al analizar los datos en una estructura inicial podría existir la posibilidad de que el rango de las respuestas de cada pregunta no tenga la misma escala y que, por lo tanto, los valores no se encuentren estandarizados, por lo que es necesario realizar la normalización de los datos, de manera que todos se encuentren en el mismo rango (0 a 1) y puedan ser comparables (Mohamad & Usman, 2013).

Existen diversas formas para normalizar los valores (Gil et al., 2013) pero en este trabajo de investigación se realizó la siguiente fórmula:

$$ia\_norm = (ia\_variables - ia\_variables.min()) / (ia\_variables.max() - ia\_variables.min())$$

La fórmula anteriormente mencionada resta al valor de cada celda el valor mínimo encontrado en la columna, y se dividió entre la diferencia del valor máximo y mínimo de esa misma columna. De esta forma, todas las celdas quedaron normalizadas, teniendo un valor mínimo de 0 y un valor máximo de 1. A continuación se muestra el resumen de la información normalizada (ver figura 24), allí se puede apreciar que los renglones que van del dos al ocho, se encuentran expresados en un rango de 0 a 1, en el análisis de datos esta expresión permite que el algoritmo pueda compararlos adecuadamente, dado que no es lo mismo comparar una respuesta de rangos aceptables de valor de 0 a 1000, que una respuesta de 1 a 4. Las variables deben tener escalas de medida comunes que permiten hacer comparaciones significativas entre variables, evitando conclusiones erróneas basadas en la apariencia de los datos (Mohamad & Usman, 2013). Este proceso es indispensable para obtener hallazgos de investigación válidos:

Figura 24. Resumen de los datos estadísticos normalizados

	actitud	alianzasest	infra	iadhoc	aptitud	competencias	experienciaa	creatividad	conocimiento	intercambio	...	actinformalesneg
count	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	51.000000	...	51.000000
mean	0.784314	0.692810	0.823529	0.790850	0.764706	0.803922	0.862745	0.745098	0.738562	0.777778	...	0.483660
std	0.320233	0.311578	0.234312	0.257861	0.233753	0.284226	0.222875	0.287427	0.277398	0.280212	...	0.407233
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
25%	0.500000	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	0.500000	0.666667	0.666667	0.666667	0.666667	...	0.000000
50%	1.000000	0.666667	1.000000	1.000000	0.666667	1.000000	1.000000	0.666667	0.666667	1.000000	...	0.666667
75%	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	...	0.833333
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	...	1.000000

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos por el programa Python

En esta investigación no se cuenta con los criterios necesarios para determinar el número de clústeres a crear<sup>62</sup> y tampoco era un objetivo trazado. Sin embargo, antes de analizar la información por medio del método k-means, se utilizó la técnica codo de Jambú<sup>63</sup>.

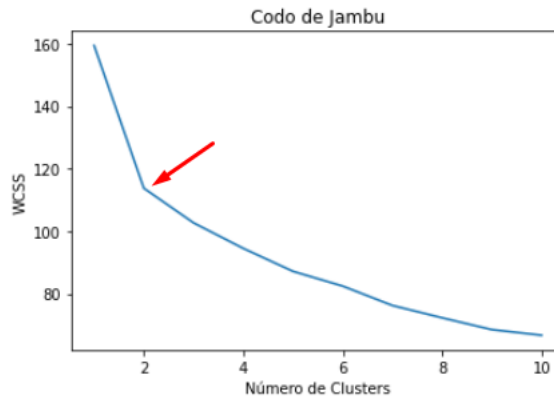
Mientras más similares sean los individuos más distantes se encontrarán los clústeres que se formen (Fränti & Sieranoja, 2019); como se ha mencionado previamente, esta investigación no establece el número de grupos de empresas que se desea formar, por el contrario, se busca que el algoritmo determine el número óptimo de grupos ideales basados en las características de sus individuos. La formación de grupos bien delimitados que contengan distancia entre los individuos de cada segmento lo más cercanos posibles es uno de los objetivos principales del método k-means. Para medir esta distancia se usa la suma de los cuadrados dentro de cada grupo utilizado, llamada Within-Cluster Sum of Squares (WCSS)<sup>64</sup>, entre más pequeño sea su valor, más compacto se encuentra el clúster, por lo que sería ideal la formación de un grupo. De esta forma, ya serían muy similares las observaciones contenidas en este conjunto de datos. Su resultado se muestra en la siguiente gráfica.

<sup>62</sup> Para mayor detalle consultar la sección 4.1.2. caracterización de Metodologías de Análisis: Aproximación teórica conceptual de las Capacidades de Dominio de Conocimiento de este documento.

<sup>63</sup> Técnica que consiste en la creación de diferentes grupos de clústeres, calculando qué tan similares son los individuos entre sí, poniéndolos juntos. Los resultados son expresados en una gráfica.

<sup>64</sup> Representa la medida de variabilidad de las observaciones dentro de los clústeres. Cuando un cluster tiene una suma pequeña de cuadrados significa que es más compacto y la formación de un grupo es ideal. Es influenciada por el número de observaciones, por lo que no necesariamente es comparable entre grupos de diferente número de observaciones, en donde se recomienda la técnica Distancia promedio desde el centroide.

Figura 25. Uso de la técnica Codo de Jambú



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos obtenidos por el programa Python

En la figura 25 se puede apreciar cómo el valor de WCSS va disminuyendo conforme el número de clústeres incrementa. Al llegar a los 10 clústeres su valor es muy pequeño en comparación con el obtenido en el primer clúster, esto es adecuado. Sin embargo, se estarían formando muchas particiones y es por eso que se debe buscar un punto en el que el valor de WCSS deje de disminuir drásticamente, este punto se observa mediante la flecha roja en la figura 25. El punto es localizado en el valor de clústeres igual a 2. Debido a esto, se elige para esta investigación el valor dos (2), que sería el valor óptimo de clústeres a formar. De esta manera, las observaciones de cada empresa analizada del sector de IA tienen características similares para crear dos grupos distintos.

Una vez identificado el número óptimo de clústeres a formar, se aplica el modelo de clustering de k-means (Elizondo & Rodríguez, 1997), de forma que el algoritmo conozca con exactitud el número de grupos a formar. Es necesario que la base de datos esté guardada en formato valores separados por comas, (del inglés, Comma Separated Values (*csv*)) y que además se encuentra normalizada. Para ello, se estableció un máximo de iteraciones de trescientos (300), es decir, el algoritmo se ejecutará 300 veces, que representa tiempo suficiente para delimitar los resultados. Se asigna en la base de datos la columna del número de clúster al que el modelo lo asignó para su posterior representación.



Para poder presentar de forma gráfica cómo fueron asignados los clústeres y debido a que se tienen 34 características y no es posible representarlas todas juntas, se usó una técnica de Machine Learning llamada Principal Component Analysis (PCA) (Smith, 2002; Gil, 2018), la cual tiene por objetivo reducir el número de variables a analizar y/o a visualizar creando una cantidad de nuevas variables que representan lo mejor posible a las variables originales identificadas. Es decir, a partir de las 34 características iniciales se generan nuevas variables llamadas “componentes” que suman (intentando perder la menor información posible) las 34 variables iniciales. Esto permite su representación gráfica y un mejor análisis. Para realizar esta reducción se importó la función *PCA* contenida en el módulo “*decomposition*” del paquete *sklearn* (Pedregosa et al., 2011).

Posteriormente, se define un gráfico de dos dimensiones para poder ser analizado, debido a que el ojo humano no puede representar 34 dimensiones en una misma gráfica, se entrena<sup>65</sup> el modelo y se crea un *dataframe* que permita guardar la información de los dos componentes principales. Luego se añade la columna del clúster al que fue asignado cada caso para poder visualizarlo en la gráfica (Ver resumen en Figura 26).

Figura 26. *Dataframe* con los dos componentes principales

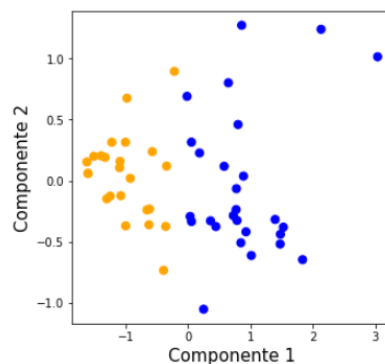
	Componente_1	Componente_2	KMeans_Clusters
0	0.577288	0.117360	0
1	-1.005964	0.314811	1
2	0.445081	-0.376929	0
3	0.770290	-0.237997	0
4	-0.393926	-0.736093	1
5	0.645877	0.802567	0
6	0.928011	-0.420141	0
7	0.247946	-1.055591	0
8	0.774297	-0.066278	0
9	-0.360387	-0.376089	1
10	1.480994	-0.440350	0
11	1.836155	-0.648802	0
12	0.182570	0.226806	0
13	0.053958	-0.335556	0
14	-0.220729	0.896453	1

Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

<sup>65</sup> En PCA el proceso de entrenamiento hace referencia al proceso de aprender y calcular las componentes principales de un conjunto de datos y utilizarlas para reducir su funcionalidad.

La figura 27 muestra cómo cada empresa encuestada fue clasificada y, además se puede apreciar cómo fueron separados en dos grupos definidos. El grupo identificado en color amarillo está compuesto por empresas pequeñas, medianas y grandes, con localización en diversos estados de México, pero que tienen en común la aplicación de la Inteligencia Artificial de forma incipiente en sus procesos. Veintisiete (27) de las cincuenta y una (51) empresas se encuentran en este conjunto y el otro grupo identificado en color azul que posee empresas pequeñas, medianas y grandes; y que también incluye micro empresas. Su localización geográfica se extiende por toda la república mexicana y la inversión de recursos en el área de la IA es una de sus prioridades. Veinticuatro (24) de las cincuenta y una empresas (51) se clasificaron de esta forma mediante la aplicación del PCA. Esta definición es relevante debido a que permite la verificación y validación de los datos originales, además permite representar a las empresas basadas en sus características y su similitud entre las empresas encuestadas.

Figura 27. Gráfica de clusterización de encuestados por medio de PCA



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

Hasta este punto del análisis de los datos se han podido evaluar a cada empresa de acuerdo a las variables que representa cada una de sus respuestas, pero es necesario identificar y validar las variables ya anteriormente obtenidas con relación a las competencias y la correlación que existe entre ellas. También es relevante indagar sobre el impacto que podrían tener estas variables para intentar ofrecer resultados mayormente trascendentales a los que ya se conocen. Para lograr este objetivo, la matriz original es transpuesta, es decir, las

organizaciones se representan por medio de columnas y las variables por renglones, la figura 28 muestra cómo los valores son inversos teniendo 34 renglones que representan las características y 52 columnas que representan los 51 encuestados más uno que incorpora el identificador.

Figura 28. Descriptivo de la base de datos de las características sin normalizar

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 34 entries, 0 to 33  
Data columns (total 52 columns):
```

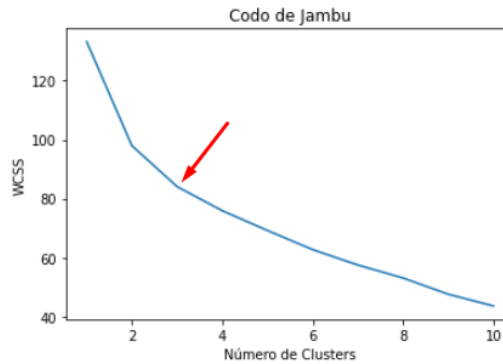
Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

Siguiendo el mismo procedimiento que el realizado previamente<sup>66</sup>, la base de datos que identifica a los valores de las características de las empresas fue normalizada (Community Guides for Jupyter, s.f.). En este proceso se identifica mediante la aplicación de la técnica de Codo de Jambú que el número óptimo de clústeres a formar es igual a 3 (ver figura 29), por lo que el método de k-means se aplicó a este número de clústeres (Syakur et al., 2018; Marutho et al., 2018; Larose & Larose, 2014). Es decir, las 34 variables identificadas en la metodología MAGG deberían ser agrupadas en tres clústeres, considerando las similitudes de las variables entre las respuestas de las 51 empresas encuestadas. El número de grupo asignado por medio del método fue guardado en la base de datos para su posterior representación en la gráfica y su correspondiente análisis.

---

<sup>66</sup> Para mayor referencia revisar parte inicial de la sección 4.2.1. Procedimiento de análisis mediante k-means de este documento.

Figura 29. Aplicación de la técnica Codo de Jambú a la base de datos de características



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

No existe aún la posibilidad clara de representar 34 dimensiones dentro de un espacio visual (Arroyo et al., 2005). Por lo tanto, para poder representar las características de las empresas y debido a que no se podrían visualizar todas las empresas juntas, se procedió a aplicar el método PCA identificando para su representación los dos principales componentes (Smith, 2002). Estos componentes representan a las 34 variables. En este caso, se intenta perder la menor cantidad de información posible. Adicionalmente, se integró a la base de datos una columna llamada *KMeans\_Clusters* que identifica el clúster o grupo en el que la variable fue agrupada y que permitirá posteriormente su representación. La figura 30 muestra las primeras 7 variables, mostrando los valores de sus dos principales componentes determinadas por el método PCA y número de clúster o grupo en el que cada variable fue asignada de acuerdo a su similitud con el resto.

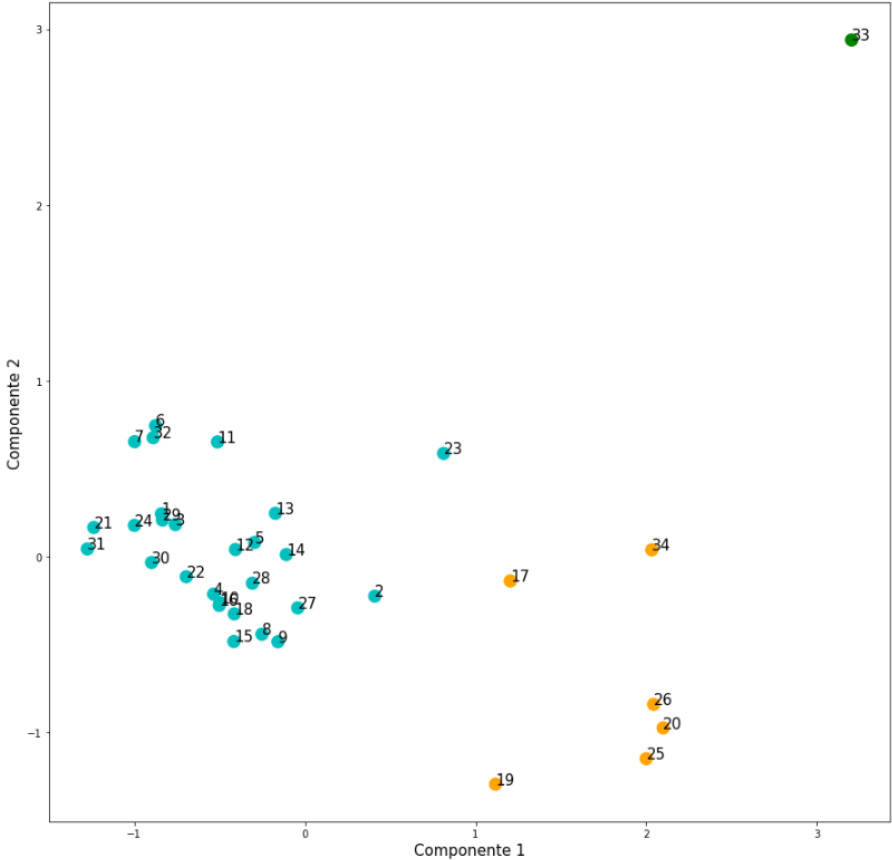
Figura 30. Resumen de la aplicación de PCA a la base de datos de las variables

	Componente_1	Componente_2	KMeans_Clusters
0	-0.840605	0.243662	0
1	0.409586	-0.224534	0
2	-0.758857	0.182658	0
3	-0.534843	-0.213126	0
4	-0.294800	0.080611	0
5	-0.874980	0.744661	0
6	-0.997622	0.654159	0

Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

La figura 31 muestra el resultado de la aplicación de PCA con los dos componentes principales. En esta imagen se puede apreciar 3 colores: (a) azul, (b) amarillo, (c) verde. Los tres grupos se encuentran bien definidos y resalta un punto en color verde (este punto representa a la variable “tareas rutinarias”), debido a que se encuentra muy alejado de los demás puntos. Esto indica que este punto no es una variable que sea común en los encuestados. Las “tareas rutinarias” no describe a las empresas seleccionadas en esta investigación. En consecuencia, esto permite inferir que las empresas de base tecnológica relacionadas con la IA tendrían tendencia por automatizar sus procesos, eliminando lo mayormente posible las actividades repetitivas.

Figura 31. Gráfica de clusterización de las características por medio de PCA



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software Python

Los puntos azules los representan las características: (1) actitud, (2) alianzas estratégicas, (3) infraestructura, (4) innovación ad hoc, (5) aptitud, (6) competencias, (7) experiencia acumulada, (8) creatividad, (9) conocimiento, (10) intercambio social, (11) competencias distintivas, (12) competencias inventivas, (13) sensibilidad, (14) perseverancia, (15) learning by doing, (16) innovación incremental, (18) estándar de efectividad, (21) interdisciplinariedad, (22) redes internas, (23) proximidad, (24) unidades estratégicas, (27) fracasos empresariales, (28) conocimiento de los fundadores, (29) habilidades, (30) habilidades complementarias, (31) habilidades interactivas y de adaptación y (32) tareas relacionadas. Al encontrarse todas estas variables en el mismo grupo significa que todas tienen características similares dentro de las empresas encuestadas.

Por su parte, los puntos amarillos representan un segundo grupo con similitudes entre sus variables, este clúster contiene a las características: (17) ingeniería inversa, (19) redes formales, (20) redes informales, (25) actividades informales relacionadas al negocio, (26) actividades informales relacionadas a las competencias y (33) competencias.

El tercer punto que únicamente está compuesto por las “tareas rutinarias” es excluido del análisis debido a que no existe relación entre las empresas encuestadas y esta variable, por lo que no existen elementos suficientes para ser evaluada.

Podría inferirse que existen dos tipos de estrategias: (1) el clúster azul muestra variables de tipo interorganización o endógenas que podría ser utilizado por ciertas empresas, mientras que el (2) grupo mostrado en amarillo, contiene variables de tipo exógenas, mostrando la importancia de las redes organizacionales como estrategia de valor.

#### ***4.4.2 Aplicación del método Principal Component Analysis (PCA)***

Hoy en día se ha investigado sobre las capacidades de la innovación tecnológica y su relación con la eficiencia y desempeño de las empresas (Azubuike, 2013; Guede-Cid, 2021) y también sobre la búsqueda de indicadores para los impulsores de los procesos de innovación (Capitiano et al., 2009; García-Goñi, 2007). Todas adoptando el enfoque del PCA para reducir la dimensionalidad de los datos.

Para poder analizar la información ofrecida por la base de datos de resultados, se optó por contrastar otro elemento, las categorías (Gil, 2018; Huang, 1998). Para este fin, se utilizó el software computacional RStudio con el cuál no se consideran las variables por su individualidad, más bien, se consideran por las categorías a las que ellas pertenecen.

Se evaluaron cincuenta y un (51) individuos bajo trece (13) categorías (Ver figura 32).

Como primer paso se preparó la información, agrupando los resultados de cada variable por categoría<sup>67</sup>, al ser identificadas en unidades de medida distintas fue necesario, de acuerdo a las restricciones del método, normalizar la información por medio de la función *prcomp()* con el fin de obtener datos escalados que puedan ser comparables (Gil, 2018; Joaquin, 2017).

Figura 32. Resumen del Dataset normalizado agrupado por categoría

	actitud	allanzases	capacidades	caract_subyacentes	conocimiento	creencias_valores	emprendimiento_innovacion	estandarreflectividad	estruct_red	arg_est	experiencia	habilidades	productividad
EMe1	0.5	0.6666667	0.25	0.6666667	0.4444444	1.0000000	0.7222222	0.6666667	0.4166667	0.5	0.2	0.7142857	0.0000000
EMe2	1.0	0.6666667	1.00	0.6666667	0.6666667	0.6666667	0.8888889	1.0000000	1.0000000	1.0	0.9	1.0000000	0.0000000
EMe3	1.0	1.0000000	0.75	1.0000000	1.0000000	1.0000000	0.6111111	0.6666667	0.3333333	0.5	0.3	0.7142857	1.0000000
EMe4	0.5	0.6666667	1.00	0.6666667	0.5555556	0.6666667	0.4444444	0.3333333	0.4166667	0.5	0.4	0.8571429	0.0000000
EGr5	0.5	0.6666667	1.00	1.0000000	0.8888889	1.0000000	0.8888889	1.0000000	0.8333333	1.0	0.2	0.8571429	0.0000000
EMe6	1.0	0.6666667	0.50	0.6666667	0.3333333	0.3333333	0.3333333	0.6666667	0.6666667	1.0	0.4	1.0000000	0.3333333
EMe7	1.0	0.6666667	0.75	0.6666667	0.5555556	0.6666667	0.6111111	0.6666667	0.2500000	1.0	0.1	1.0000000	0.6666667
EMe8	1.0	1.0000000	1.00	1.0000000	1.0000000	1.0000000	0.6666667	1.0000000	0.8333333	0.5	0.1	0.4285714	0.3333333
EMe9	0.5	0.6666667	0.50	0.6666667	0.6666667	0.6666667	0.5555556	0.6666667	0.5000000	0.5	0.5	0.2857143	0.3333333
EGr10	1.0	0.6666667	0.50	0.6666667	0.6666667	1.0000000	0.9444444	1.0000000	0.7500000	1.0	0.3	1.0000000	0.0000000
EMe11	0.5	0.6666667	0.50	0.6666667	0.6666667	0.6666667	0.4444444	0.6666667	0.0833333	0.5	0.1	0.2857143	0.3333333
EMe12	1.0	0.3333333	0.75	0.6666667	0.5555556	0.0000000	0.3333333	0.6666667	0.5000000	0.5	0.1	0.0000000	1.0000000
EMe13	1.0	0.6666667	0.50	1.0000000	0.6666667	0.3333333	0.7222222	0.3333333	0.6666667	1.0	0.6	0.5714286	0.6666667
EMe14	0.5	0.6666667	1.00	1.0000000	0.8888889	0.6666667	0.6666667	1.0000000	0.6666667	0.5	0.6	0.7142857	0.6666667
EMi15	1.0	0.6666667	0.25	1.0000000	0.5555556	0.6666667	0.6666667	0.3333333	0.6666667	1.0	0.9	1.0000000	0.3333333
EMe16	0.5	0.6666667	0.50	0.6666667	0.7777778	0.6666667	0.4444444	0.3333333	0.5000000	0.5	0.2	0.4285714	0.3333333
EPe17	1.0	0.3333333	0.25	0.6666667	0.5555556	0.6666667	0.6111111	0.3333333	0.4166667	0.0	0.2	0.2857143	0.6666667
EMe18	0.5	0.0000000	0.50	0.6666667	0.7777778	0.6666667	0.2777778	0.6666667	0.1666667	1.0	0.6	1.0000000	0.6666667
EGr19	1.0	1.0000000	1.00	1.0000000	1.0000000	1.0000000	0.9444444	1.0000000	0.7500000	1.0	0.6	1.0000000	0.6666667

Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

En la figura 32 se visualizan las primeras 19 respuestas con sus resultados, cada encuesta está expresada en renglón y las respuestas de las 13 categorías que se identificaron en columnas. Debido a la importancia que tiene que los datos se encuentren estandarizados<sup>68</sup>, la figura muestra que la información ya se encuentra normalizada, por lo que solo hay respuestas con rangos entre 0 y 1. Esto permite tener datos comparables y resultados apegados a la realidad y de esta manera los datos cobrarán significado al ser analizados por el método PCA.

<sup>67</sup> Este proceso fue realizado inicialmente en la aplicación de la metodología MAGG (ver apartado 4.1.1), las categorías fueron identificadas en la tabla 6.

<sup>68</sup> Para mayor referencia consultar la sección 4.2.1. Procedimiento de análisis mediante k-means

De acuerdo al método PCA, los componentes encontrados por RStudio o cualquier otra herramienta debe sumar un total de 1, que tiene por valor el 100% de los datos de las variables originales (Smith, 2002). En el método PCA la primera componente siempre es la que acumula la mayor parte de la información, derivado de que es la que tiene mayor variabilidad (Joaquin, 2017). En esta investigación. La primera componente principal extrae el 52% del total de la información. Este dato puede observarse con mayor precisión en la figura 33, en el “cumulative proportion”. Esto significa que, en esta investigación la componente principal 1 identificada por el método PCA representa el 52% del total de la información analizada.

Figura 33. Importancia de los componentes

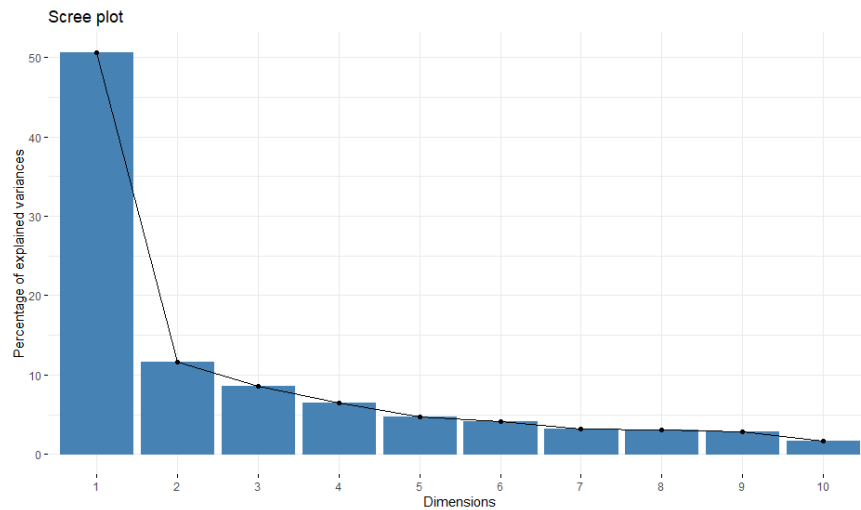
```
> summary(respca)
Importance of components:
      PC1      PC2      PC3      PC4      PC5      PC6      PC7      PC8      PC9      PC10     PC11     PC12     PC13
Standard deviation  2.6114  1.11287  1.07451  0.87792  0.74674  0.72506  0.66161  0.64284  0.60751  0.49942  0.45783  0.41556  0.28552
Proportion of Variance 0.5246  0.09527  0.08881  0.05929  0.04289  0.04044  0.03367  0.03179  0.02839  0.01919  0.01612  0.01328  0.00627
Cumulative Proportion 0.5246  0.61985  0.70866  0.76795  0.81085  0.85129  0.88496  0.91675  0.94514  0.96432  0.98044  0.99373  1.00000
```

Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

Como siguiente paso se procede a obtener la gráfica de la varianza acumulada explicada para visualizar la importancia de cada componente identificado bajo el algoritmo de PCA (Ver figura 34). Esta gráfica muestra qué tanto representan las componentes principales extraídas por el algoritmo a las variables iniciales. Usualmente, las primeras componentes son las que extraerán mayor cantidad de información de las variables iniciales. Si se analizaran las 2 componentes principales extraídas en esta investigación, se representaría el 62% del total de la información. Esta misma gráfica muestra el codo de Jambú en el número 2, sugiriendo un total de 2 componentes principales para el análisis y representación de la información, por lo que se tomará este número para los pasos siguientes.



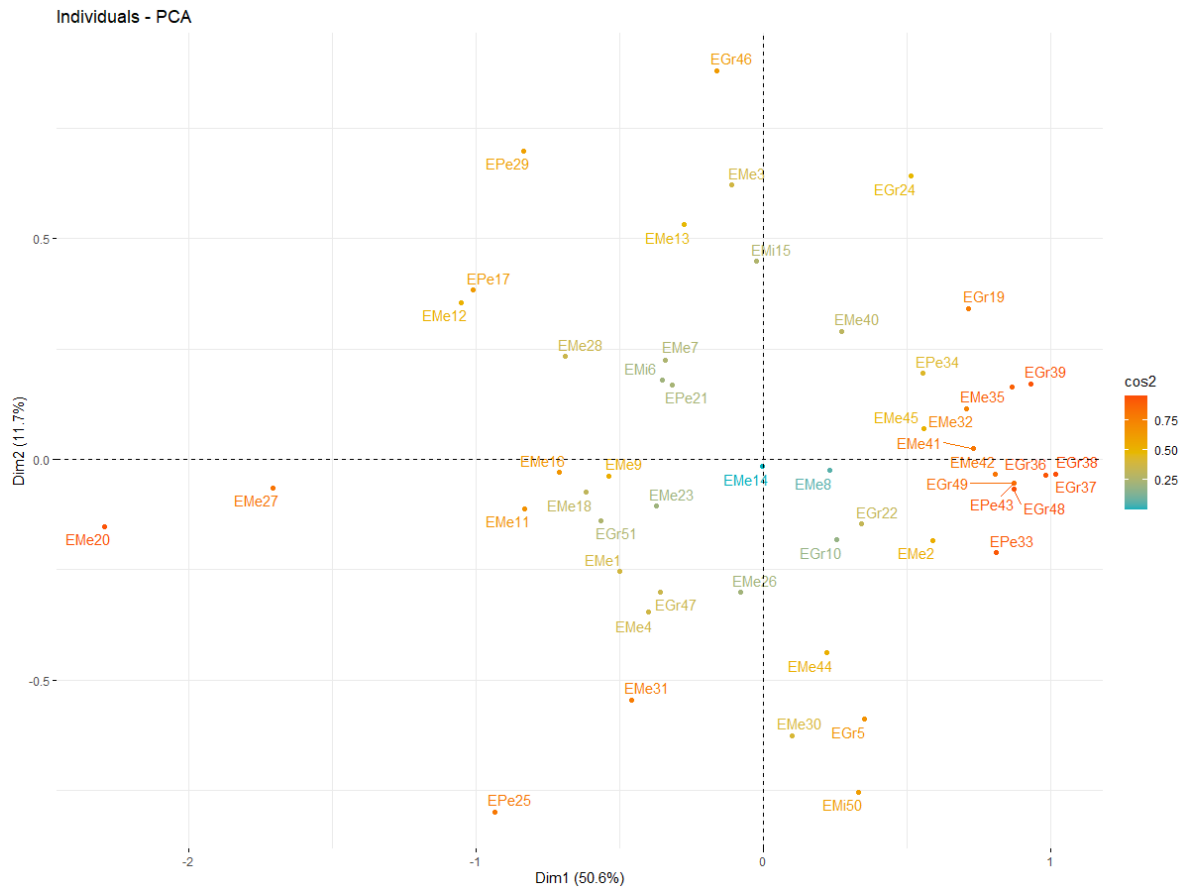
Figura 34. Varianza acumulada explicada



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

Después, se procede a representar sobre la gráfica de los componentes principales las observaciones individuales o la posición que representa cada encuestado (Gil, 2018; Joaquin, 2017). Es importante, destacar que la representación gráfica de las observaciones y la de las categorías es totalmente distinta. Las observaciones son representadas mediante proyecciones, en cambio las categorías lo hacen mediante correlaciones (Joaquin, 2017). En la figura 35 de las observaciones se aprecia en cada etiqueta la letra “E” que simboliza cada individuo, el par de dígitos siguientes representan en tamaño de cada empresa, siendo “Mi” identificador de Micro, “Pe” identificador de Pequeña, “Me” identificador de Mediana, y finalmente “Gr” a las Grandes empresas; todo seguido del número consecutivo de empresa.

Figura 35. Representación de observaciones sobre componentes principales



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

Para representar a las variables sobre las dos componentes principales se utilizó el paquete factoextra, donde la correlación existente entre la variable y la componente principal se usa como coordenada para su posicionamiento dentro de la gráfica (Gil, 2018). En esta figura 35, además de indicar el porcentaje que representa cada componente principal, se puede apreciar la correlación de las variables.

Si las variables están positivamente correlacionadas tomarán una posición juntas o próximas e indicarán que entre ellas existen estrategias similares, este caso podría observarse en el gráfico anterior si analizamos por ejemplo a las empresas 49 y 48, pero si, por el contrario, ocuparan lados opuestos al origen o cuadrantes opuestos en caso de que su correlación sea

negativa como podría representarse en la figura 35 al analizar la empresa 46 y 50 (Joaquin, 2017).

Si las variables están juntas indica que tienen características comunes, como en el caso del clúster formado por las empresas 42, 36, 38, 49, 37, 43, 38 y 33, que gráficamente se encuentran con una correlación positiva. Este fenómeno indica que las empresas de este grupo tienen estrategias similares respecto a las variables evaluadas en esta investigación.

Por el contrario, si analizamos la empresa 37 contra la empresa 20, gráficamente se encuentran opuestas, por lo que, al tener una correlación negativa, es indicador de que las estrategias utilizadas respecto a las variables evaluadas no son comunes entre ellas.

Debido a que en la figura 35 se encontraron correlaciones positivas en distintos tamaños de empresas, significa esto que el valor o impacto de las estrategias empresariales no está directamente vinculado al tamaño de la empresa (Fernández & Pozo, 2002).

No obstante, si se toman los reportes de Camisón et al. (2002), se puede encontrar que tanto la especialización como la diferenciación de tareas se relacionan positivamente con la innovación.

Por lo tanto, se puede inferir que entre más grande sea la empresa, podría existir mayor variedad de especialistas con mayor base de conocimiento, al mismo tiempo que se incrementaría la generación de nuevas ideas e innovación (Kimberly y Evanisko, 1981).

El factor determinante en la innovación no es el tamaño de la empresa sino su estrategia competitiva, donde aquellas que tengan una orientación a corto plazo harán menores esfuerzos de por ejemplo invertir en Investigación y Desarrollo (I+D) (Williamson, 1975).

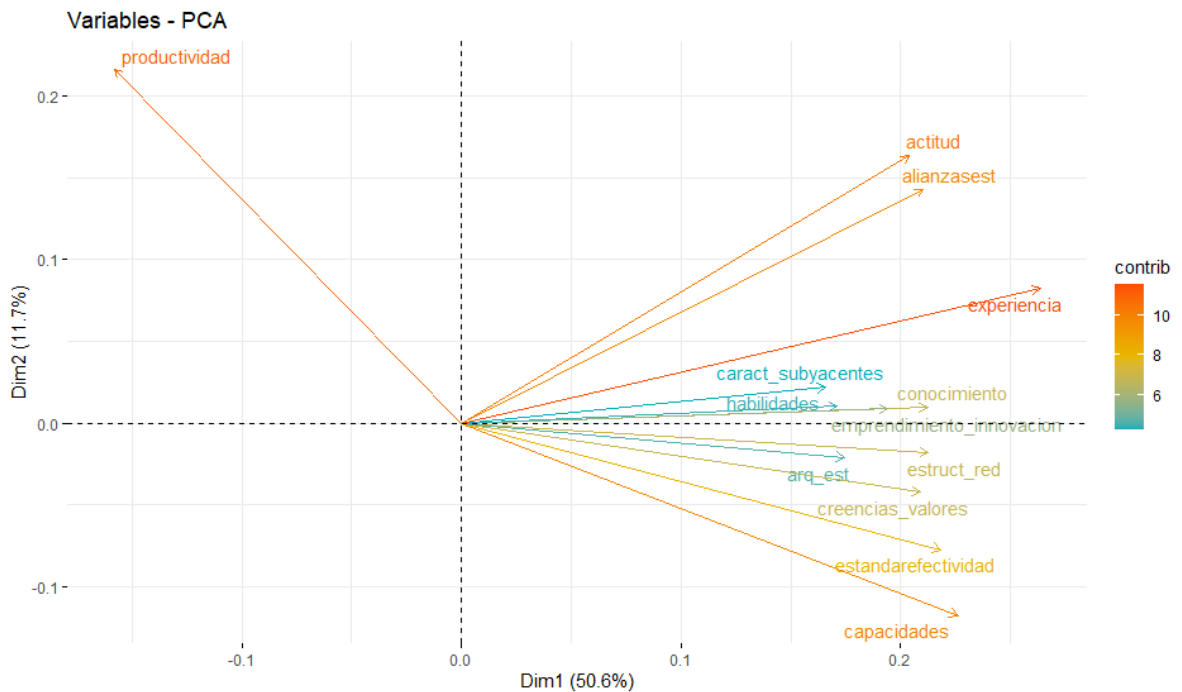
De acuerdo con la figura 36, si se observa la distancia entre la variable y el origen, siendo tendiente a rojo cuando las variables contribuyen mayormente en los componentes principales, es decir, están mayormente representadas en la gráfica como podría ser el ejemplo de la categoría productividad, experiencia y capacidades.

La calidad de esta representación es medida por el valor al cuadrado del coseno del ángulo del triángulo que se forma entre el origen, la observación y su proyección. La suma de los

cosenos cuadrados para una variable determinada en todos los componentes debe ser igual a uno (Smith, 2002). Si la variable está mayormente representada solo por los dos primeros componentes, la suma de éstos debe ser igual a uno. Cuando una variable se encuentra muy cerca del origen, es indicativo de que se requieren más componentes principales para poder representarla, sin embargo, aunque en esta investigación se observa que existen variables coloreadas en azul como las categorías habilidad, características subyacentes y arquitectura estratégica (menormente representadas) las variables distan del origen, por lo cual se encuentran bien representadas (Joaquin, 2017; Gil, 2018).

En una gráfica de este tipo (figura 36), los ejes izquierdo e inferior muestran la escala de valores obtenidos por las observaciones. Derivado de que la información se encuentra normalizada, los rangos oscilan entre 0 y 1. De manera que se garantiza que los datos son comparables.

Figura 36. Representación de variables sobre componentes principales



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio
















Para realizar una correcta interpretación de las variables es necesario analizar (a) *la longitud*: entre mayor sea la longitud de la variable, mayor será la variabilidad de las respuestas en esta variable contenida en el componente principal, es decir, está mejor representada, como es el caso de la variable “productividad” y (b) *el ángulo*: entre más paralela sea una línea de una variable a la componente principal más contribuye en la creación de la componente, como es el caso de la variable “conocimiento” o “habilidades” (Smith, 2002).

Entre más pequeño sea el ángulo de los vectores de dos variables, mayor correlación existe entre ellas. Si se analiza, por una parte, la variable “conocimiento” y por otra la variable “emprendimiento e innovación” se puede apreciar como ambas tienen posiciones cercanas, es decir, existe correlación entre estas dos categorías.

Cuando el ángulo de los vectores de dos variables se encuentra en una posición recta representa la falta de correlación entre las variables estudiadas como, por ejemplo, las categorías “productividad” y “actitud”, y si las variables se encuentran en puntos opuestos son indicador de la existencia de una correlación negativa, dicho de otra forma, cuando el valor de una variable aumente, el de la otra disminuirá (Joaquin, 2017). La categoría “productividad” y “estándar de efectividad” se encuentran en este supuesto, por lo cual se puede inferir que, si la productividad crece, el estándar de efectividad disminuye y viceversa.

De acuerdo con Rincón (2001) este análisis de la relación entre la productividad y estándar de efectividad es complejo, debido a que se pueden observar las siguientes posibilidades dentro de las empresas: (a) si la efectividad crece, la productividad crece y los costos disminuyen, (b) si la productividad crece, y los costos disminuyen y la efectividad disminuye es el resultado de que las estrategias de productividad no han considerado la efectividad dentro del impacto, (c) si la productividad disminuye y los costos aumentan, muy probablemente exista menor efectividad, (d) si se desea aumentar la efectividad aunque exista baja productividad, los costos se incrementarán para compensar la baja productividad y (e) si la productividad se incrementa, los costos disminuirán pero no necesariamente incrementará su efectividad.

Tabla 8. Relación Efectividad y Productividad

Efectividad	Productividad	Costos	Resultado
			<i>A mayor efectividad, mayor productividad</i>
			<i>La estrategia de productividad no considera la efectividad</i>
			<i>A menor productividad, menor efectividad</i>
			<i>A mayor efectividad y menor productividad, mayor costo</i>
			<i>No necesariamente hay una relación positiva entre la productividad y la efectividad</i>

Fuente: Rincón (2001)

Esto permite realizar tres conclusiones aplicables a esta investigación: (a) los costos no son un factor determinante para las empresas, (b) las estrategias relacionadas a la productividad que se han planteado en las organizaciones no consideran la efectividad dentro de sus planes o (c) no existe una relación positiva entre productividad y efectividad.

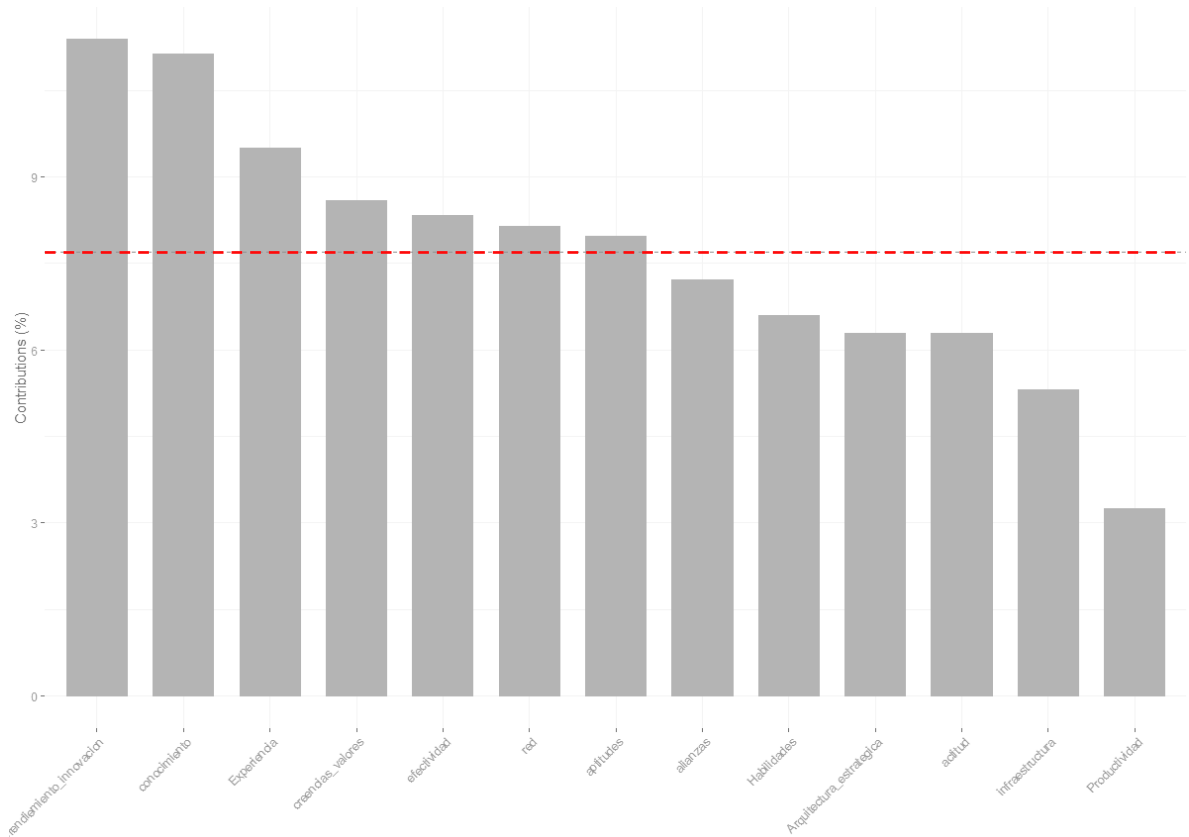
Otro aspecto a evaluar son las observaciones, donde es posible identificar posibles agrupamientos (Abdi & Williams, 2010). Entre más próximas se encuentren representadas las observaciones, se encontrarán entre ellas mayor similitud, por ejemplo, si se analizan las dos primeras categorías de la figura 36, se aprecia que “emprendimiento e innovación” y “conocimiento” se encuentran con valores cercanos, por lo que hay similitud entre ellas, es decir, podrían ser utilizadas las dos en conjunto.

La representación de una variable más próxima a la media, se encontrará más cercana del centro (0,0). También es posible encontrar puntuaciones muy distantes del resto de los puntos, que posiblemente representen variabilidades extremas llamadas outliers, que de acuerdo a su definición son observaciones con valores atípicos que distan numéricamente del resto de los datos y, que al ser tomados podrían afectar los resultados de forma engañosa (Wold et al., 1987).

Si generamos un gráfico de sedimentación como la mostrada en la figura 37, se puede identificar cuales variables tienen una mayor contribución dentro de las componentes principales del conjunto de competencias. En este caso se identifica el siguiente orden: (a) emprendimiento e innovación, (b) conocimiento, (c) experiencia, (d) creencias y valores, (e)

efectividad, (f) redes, (g) características subyacentes, (h) alianzas estratégicas, (i) habilidades, (j) arquitectura estratégica, (k) actitud, (l) infraestructura y (m) productividad.

Figura 37. Contribución de las categorías dentro de los componentes principales



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

Dentro de la gráfica, la línea roja discontinua significa el valor medio de contribución. Cuando una variable se encuentra arriba de esta línea puede ser considerada como importante dentro de la contribución de los componentes principales. En nuestro caso, de los incisos “a” al “g” descritos anteriormente, esto significa que estas categorías son representadas de mejor manera en el análisis de los componentes principales.

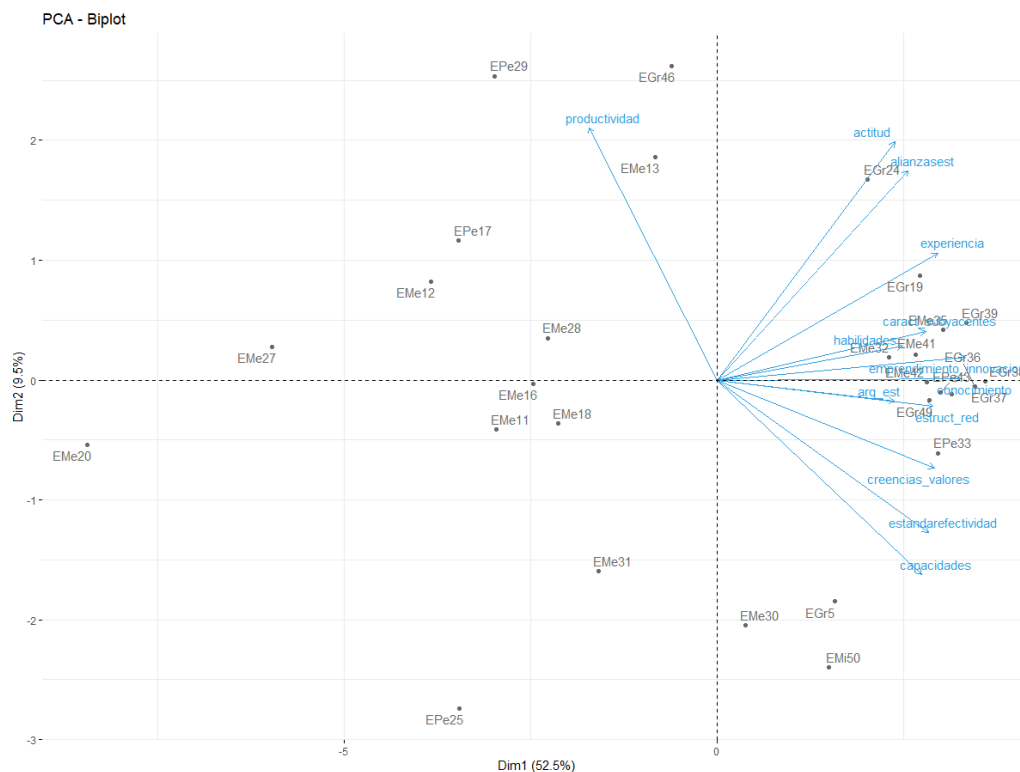
La proyección de los datos en la misma gráfica de las dos componentes principales permite encontrar similitudes o diferencias entre las observaciones y las categorías, de modo que sean comparables (Gil, 2018; Joaquin, 2017). Por ejemplo, si se analiza la Empresa 49 (“EGR49”)

se puede observar la cercanía con las categorías estructuras de red, arquitectura estratégica y conocimiento. A partir de esta observación se puede inferir que las estrategias que se adoptan en la empresa están estrechamente ligadas a utilizar las redes físicas y digitales y de esta forma, aumentar sus capacidades de conocimiento. Sin embargo, no por ello, las demás categorías deben ser excluidas como variables relacionadas a las competencias, solo que aquí se muestra que las redes físicas y digitales ejercen un mayor peso.

De acuerdo al gráfico 38, si se analiza a la Empresa 5, se puede observar que se encuentra en contraposición con la categoría productividad, por lo que podemos inferir que, para esta empresa, las tareas rutinarias, repetitivas y controladas no son parte de los planes estratégicos de la organización. Otros elementos serán analizados a profundidad más adelante.

Esta gráfica fue obtenida por medio de la función *biplot* (figura 38).

Figura 38. Proyección de los datos en las dos primeras componentes



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio



Para mayor detalle sobre la figura 38 y como se ha explicado anteriormente, los vectores de las variables con ángulos más pequeños, muestran similitud entre las variables.

Para este caso las categorías se podrían agrupar en tres:

*Grupo 1:* Categoría productividad.

*Grupo 2:* Categorías: actitud, alianzas estratégicas y experiencia.

*Grupo 3:* Categorías: Características subyacentes, habilidades, emprendimiento e innovación, conocimiento, arquitectura estratégica, estructuras de red, creencias y valores, estándar de efectividad y capacidades.

Es decir, cada grupo representa una estrategia que las organizaciones encuestadas podrían utilizar.

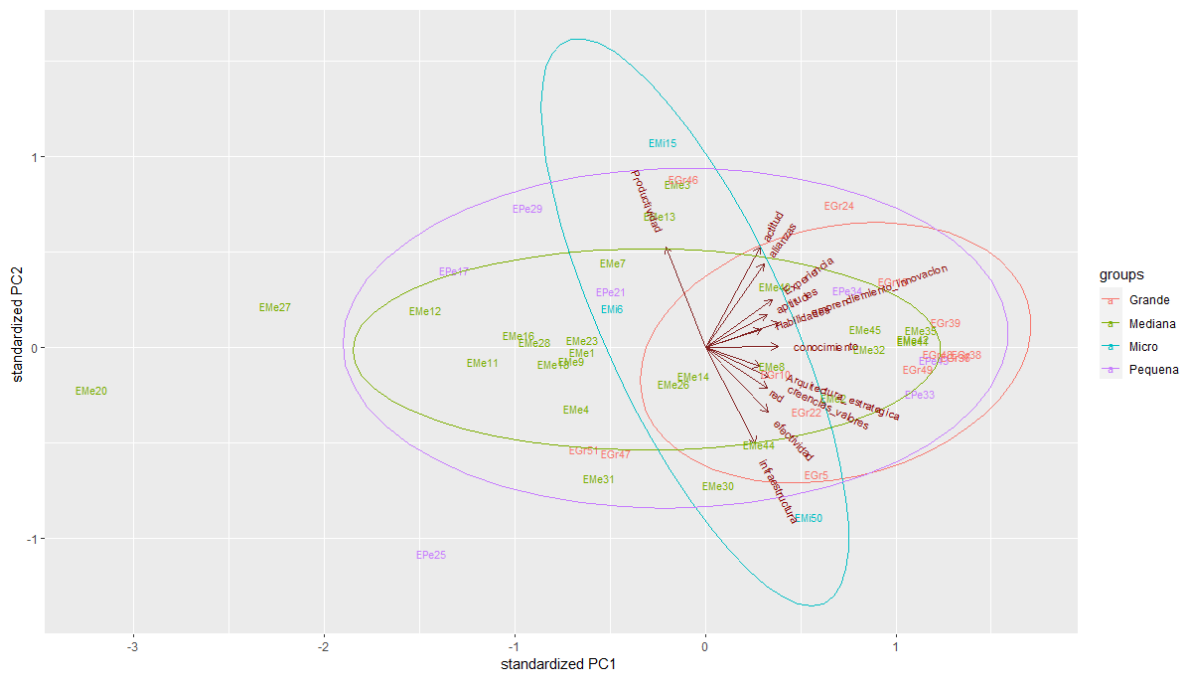
Sin embargo, al tener las dos gráficas transpuestas, se puede apreciar en el tercer cuadrante (inferior izquierdo) un grupo de empresas que podrían no estar relacionadas con ninguna categoría. Por lo que se podría inferir que estas categorías no las representan; por lo que sus estrategias no consideran como fundamento ninguna de las 13 categorías descritas. Adicionalmente, se debe resaltar que las estas empresas al encontrarse en contraposición con las categorías como experiencia, conocimiento, alianzas estratégicas, habilidades entre otras, es indicativo de que las decisiones empresariales son tomadas evadiendo estas características. Sin embargo, en el cuadrante dos (superior derecho) y cuadrante cuatro (inferior derecho) de la figura 38, se encuentra un grupo de empresas con posición muy cercana a las variables, por lo que se infiere que sus estrategias se encuentran estrechamente relacionadas a esas categorías.

Finalmente, en el cuadrante uno (superior izquierdo), hay un grupo de empresas con posición cercana a la categoría “productividad”. Para este grupo de empresas, las tareas definidas y rutinarias son el eje de sus actividades diarias. De acuerdo a Autor (2015) la IA tiene una tendencia a reemplazar a aquellos puestos laborales basados en tareas rutinarias debido a que pueden ser codificadas y estandarizadas.

Por su parte, Brynjolfsson & McAfee (2013) argumentan que las tareas que son automatizables, invariablemente serán sustituidas por la IA. Esto significa que las estrategias orientadas a las tareas rutinarias no conviven con el actual patrón del CT de la transformación digital exige creatividad y la capacidad innovativa (Escott, 2020).

A través de esta clasificación de las variables que se observan en la figura 39 se busca presentar las mismas como “variables base” en esta investigación para relacionarlas con el dominio de conocimiento como estrategia empresarial para el desarrollo de competencias en el sector IA en México

Figura 39. Agrupamiento por tipo de empresa



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

En la figura 39 se muestra agrupamientos por el tamaño de empresa. Se visualiza una elipse color azul donde se agrupan las micro empresas, se distingue que este agrupamiento es vertical cubriendo principalmente variables como productividad e infraestructura. Para este sector todas las clasificaciones presentadas son relevantes. La elipse presentada en color lila representa a las pequeñas empresas, y se puede visualizar cómo la abarca un espacio

horizontal más amplio cubriendo los 4 cuadrantes; al ser más amplio el espacio, significa no solo que todas las clasificaciones tienen importancia, sino que tienen mayor presencia que el grupo de las microempresas dibujada en azul. La elipse de agrupamiento de las empresas medianas representada de color olivo, muestra una tendencia similar a la de las pequeñas empresas, pero con un rango menor, esta observación rectifica la selección de las categorías presentadas inicialmente.

Sin embargo, la elipse presentada en color naranja que se encuentra cargada hacia los cuadrantes 2 y 4, cubre todas las categorías propuestas, excepto la categoría productividad.

Este grupo de empresas no considera la productividad con base a las tareas rutinarias como una prioridad dentro de las estrategias corporativas.

Las empresas grandes de servicios en IA están adoptando estrategias orientadas al CT en el contexto de la digitalización evitando las tareas rutinarias en comparación con las micro, pequeña y mediana empresas (Autor 2015; Lombardero, 2015).

La figura muestra además una empresa pequeña y dos medianas que pueden representar outliers, porque se encuentran muy distantes del resto (Empresas 20, 27 y 25), lo cual significa que las respuestas dadas presentan valores atípicos a las observaciones del resto de los encuestados. Aquí deben estos valores atípicos excluirse para evitar sesgos en los resultados (Hawkins, 1980).

#### ***4.4.3. Aplicación del Text Mining en la evaluación de las respuestas de tipo cualitativas***

Para este fin se utilizó el Software RStudio. Esta técnica pertenece a la minería de textos (o de datos) perteneciente a la rama de Ciencia de Datos<sup>69</sup> y es utilizada en las variables de tipo cualitativo<sup>70</sup> (Gupta et al., 2020). Dentro de la investigación esta técnica aporta información adicional que podría ser relevante y que permitiría obtener mayor profundidad en los resultados de las variables analizadas (Kononova et al., 2021). Debido a que esta técnica se aplica exclusivamente a variables de tipo cualitativo fue aplicado a las cuatro preguntas

---

<sup>69</sup> Se enmarca dentro del procesamiento de Lenguaje Natural y permite en la obtención, comprensión y relación de información no obvia dentro de un texto, empleando metodología estadística y algoritmos de búsqueda.

<sup>70</sup> Para mayor referencia consultar la sección Text Mining para variables cualitativas de este documento.

cualitativas contenidas en el cuestionario: (1) ¿Cuáles actitudes positivas desarrollan los trabajadores que favorecen la innovación?, (2) ¿Cuáles actitudes negativas han sido observadas en el desarrollo de las tareas laborales que impide la innovación?, (3) ¿Cuáles son las competencias más importantes que desarrolla la empresa para adaptarse a la transformación digital? Y (4) ¿Cuáles valores y roles sociales de los trabajadores son determinantes para el buen desarrollo de sus competencias laborales? La tabla siguiente muestra con detalle las características de las variables que se evalúan en cada una de las preguntas.

Tabla 9. Características de las variables cualitativas evaluadas en el cuestionario

<b>Pregunta</b>	¿Cuáles actitudes positivas desarrollan los trabajadores que favorecen la innovación?	¿Cuáles actitudes negativas han sido observadas en el desarrollo de las tareas laborales que impide la innovación?	¿Cuáles son las competencias más importantes que desarrolla la empresa para adaptarse a la transformación digital?	¿Cuáles valores y roles sociales de los trabajadores son determinantes para el buen desarrollo de sus competencias laborales?
<b>Clasificación</b>	Actitudes	Actitudes	Conocimiento	Creencias y Valores
<b>Clave</b>	actPositiva	actNegativa	detCompetencias	detValores
<b>Definiciones clave</b>	Actitudes. Las de tipo positivas representan acciones basadas en el análisis de la realidad que permiten lograr los objetivos planteados (Monhanty, 2009; Siomkos et al., 2001; Lowe et al., 2007)	Actitudes. Las de tipo negativas representan predisposiciones valorativas que sean obstáculo en el cumplimiento de las metas planteadas (Antonak & Livneh, 1988; Romero-Bojórquez, 2014)	Competencias. Relacionadas a un estándar de efectividad, alto desempeño, conocimiento comprendido y trasladado hacia nuevos individuos u organizaciones (Spencer & Spencer, 1993; González & Wagenaar, 2003; Rychen & Salganik, 2003; Gallardo et al., 2015)	Creencias y Valores. Los valores y roles sociales representan características no visibles que son proyectadas por una persona y que son reflejo de lo que considera como importante ser o hacer (Spencer & Spencer, 1993)

Fuente: Elaboración propia

#### 4.4.3.1. Preprocesamiento de texto

Las respuestas de los 51 participantes tienen entre 3 y 5 palabras que pudieron haber estado separadas por diversos signos de puntuación, tabulaciones, o espacios. En algunos casos la

respuesta combina palabras y frases. Se procedió al finalizar cada respuesta a colocar un punto que para el software lo interprete como una oración completa y pueda ser visualizada en la red (Silge & Robinson, 2017). Adicionalmente, se homologaron palabras que tengan el mismo significado o que provengan de la misma raíz (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015). El resultado fue guardado en formato PDF para evitar que sea modificado y conservar la información sin ningún tipo de cambio.

#### *4.4.3.2. Análisis mediante el software RStudio*

Se procedió a indicarle que la traducción se realizaría en el lenguaje español, en formato de codificación de caracteres UTF-8 y se cargaron las librerías necesarias para la lectura de pdf y también, para la identificación de las stopwords, librerías de tratamiento de palabras y librerías de gráficos. Posteriormente, se eliminaron los separadores de palabras observadas en las encuestas y estos luego fueron sustituidos por espacios (Silge & Robinson, 2017). El resultado fue convertido en un dataframe inicial. De este dataframe fueron retiradas todas las stopwords consideradas como innecesarias, en ellas se incluyen las preposiciones y conjunciones (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015).

Luego se generó un “id”<sup>71</sup> para cada frase, en donde cada frase representa las respuestas completas de cada encuestado. Cada frase pasa al proceso de tokenización dando como resultado la simplificación de frases a palabras. A estas palabras se les agregó la columna de frecuencia, donde el software indica el número de veces que la palabra de forma individual fue utilizada (Kononova et al., 2021; Hickman et al., 2022).

Como paso inicial se generó una nube de palabras, la cual, a pesar de sus limitantes, resulta de utilidad al no formar parte de un contexto y haciendo que la palabra sea representativa por sí misma. Este proceso previamente descrito fue realizado para las 4 preguntas cualitativas.

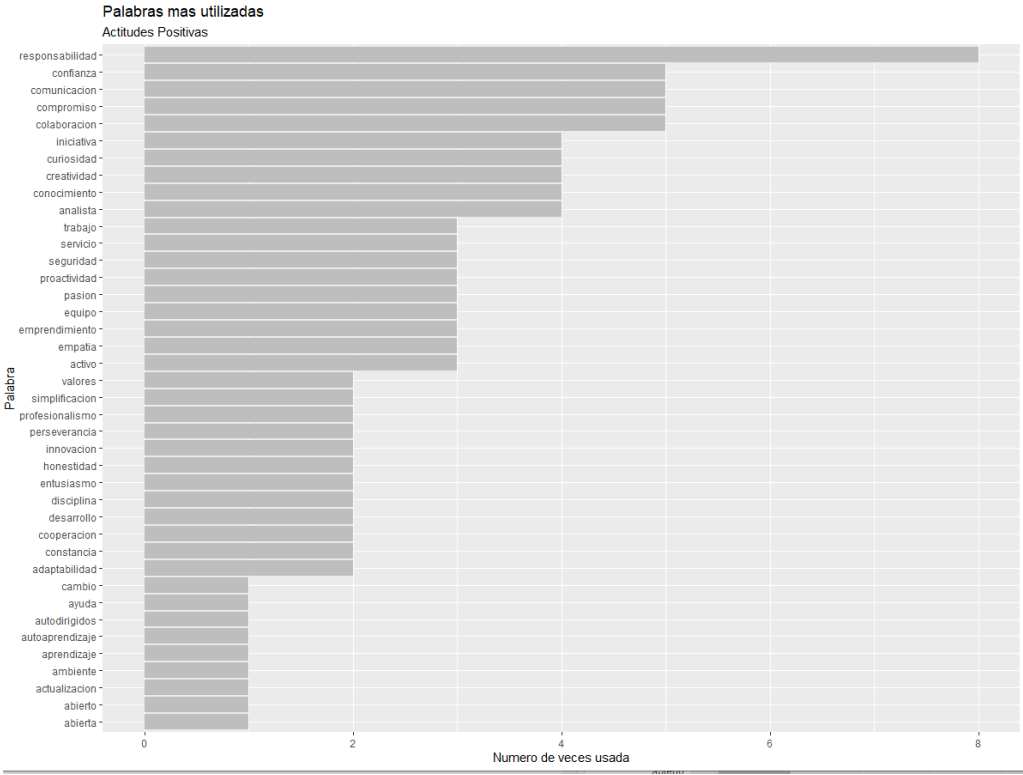
#### *4.4.3.2.1. Actitud positiva*

---

<sup>71</sup> Etiqueta única que se asigna a las unidades más pequeñas del texto con el propósito de poder ser identificados y rastreados durante el proceso de análisis, eliminación de stop words, etiquetado y otras tareas.

En la variable *actPositiva* (ver figura 40) se destacan principalmente las palabras: responsabilidad, confianza, comunicación, compromiso y colaboración.

Figura 40. Gráfico de barras de concurrencia de la variable *actPositiva*



Fuente: Elaboración propia

Estas mismas palabras son identificadas de forma rápida en la nube de palabras en color gris y con un tamaño de fuente mayor debido a una mayor frecuencia. En color verde se destacan aquellas palabras con una frecuencia menor pero superior al resto de las palabras analizadas (Figura 41). Esto quiere decir que las empresas consideran que la responsabilidad es la actitud positiva con mayor importancia en sus empleados.



manifiesto que valores como la responsabilidad, la comunicación, la colaboración en el equipo, la confianza y la lealtad son muy importantes para que en el cumplimiento de esta disposición sanitaria no se viera comprometida la funcionalidad de la empresa (Lombardero, 2015). De tal forma que, la virtualidad exige una alta confianza para funcionar (Handy, 1995).

#### *4.4.3.2.2. Actitud Negativa*

Un filósofo del siglo XVII llamado Spinoza escribió: “El miedo no puede estar presente sin esperanza ni la esperanza sin temor”. Acorde a ese pensamiento Schwab & Malleret (2020) afirman que un líder empresarial debe estar consciente de que las empresas pueden enfrentar escenarios distópicos. La pandemia del COVID-19, generó entre la población sentimientos continuos de miedo, desconfianza y angustia. En muchos casos, se generó un retroceso económico, pero irónicamente, en este contexto la confianza, la claridad, el liderazgo y la autoridad se vuelven aspectos críticos y, en consecuencia, la desconfianza y se presentan de una forma diferente (Lombardero, 2015).

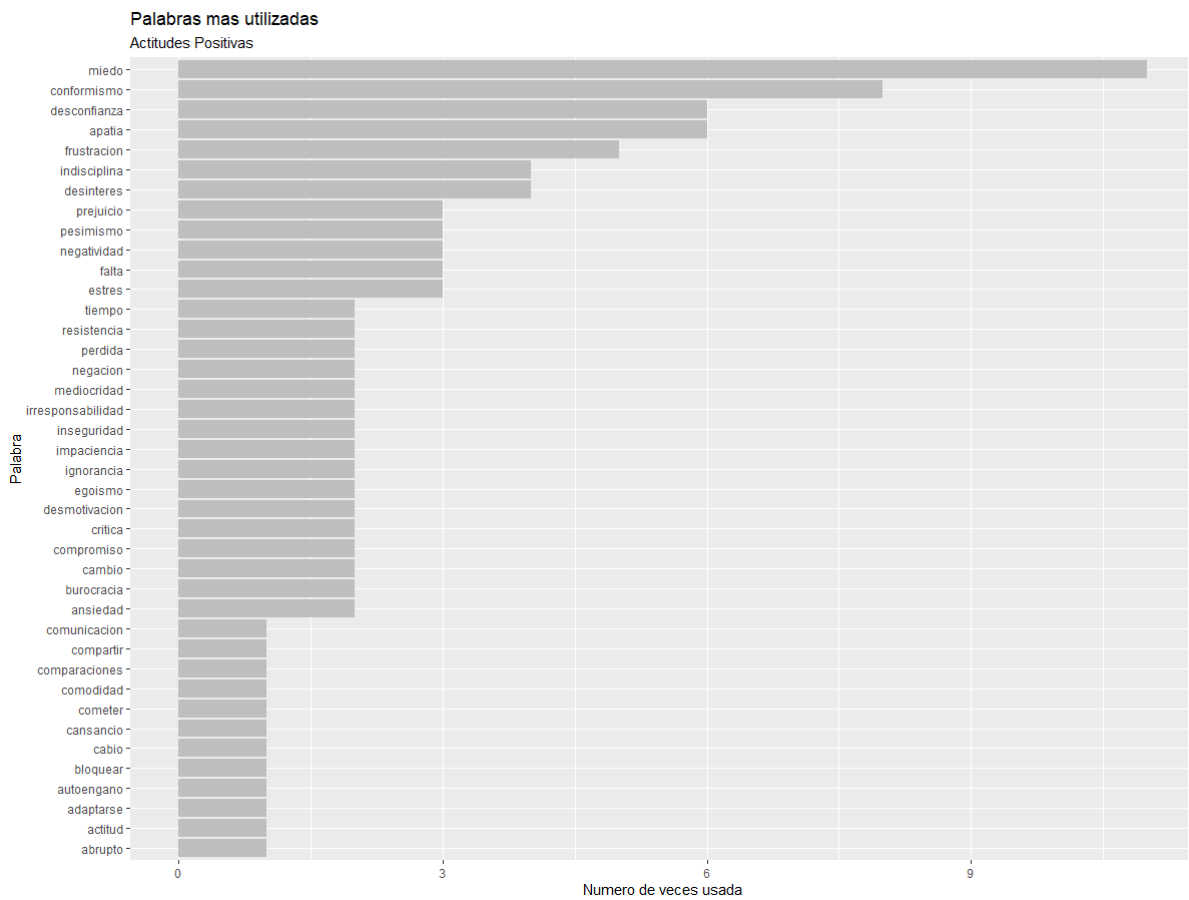
En el proceso de la TD, la adquisición de nuevas competencias representa elemento fundamental en esta evolución (Llorente & Cuenca, 2016). Frecuentemente los líderes permanecen en aquellos ámbitos conocidos; reciclan su conocimiento y experiencias y frenan la experimentación por miedo al fracaso.

Este pensamiento es común debido a que se estigmatiza “no acertar” (Gómez-Araujo et al., 2015). De acuerdo a las entrevistas realizadas, se puede inferir que la IA en el tejido social y laboral crea naturalmente incertidumbre y miedo ante el desconocimiento y se debe contar con estrategias oportunas para el despliegue de nuevas tecnologías (Montes et al., 2021). El temor que pueden experimentar los líderes debe ser mitigada con más conocimiento sobre el impacto de la tecnología en revoluciones tecnológicas previas, donde, si bien es cierto, desaparecieron múltiples puestos de trabajo, también es cierto que allí se generaron otros nuevos y se mejoró la calidad de vida de los empleados y también la productividad empresarial (Roitter, 2019).



Para la variable actNegativa la nube de palabras de la figura 42, muestra en una mayor proporción palabras representadas en color verde y en el tamaño de fuente mínimo indicando que las empresas no mostraron una frecuencia representativa. Sin embargo, las palabras miedo, conformismo, desconfianza, apatía y frustración encabezan la lista de las actitudes negativas que los encuestados escribieron mayormente. Estas actitudes negativas son sustentadas teóricamente por diversos autores (Schwab & Malleret, 2020; Llorente & Cuenca, 2016; Montes et al., 2021) como lo muestra la figura 42.

Figura 42. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable actNegativa





Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

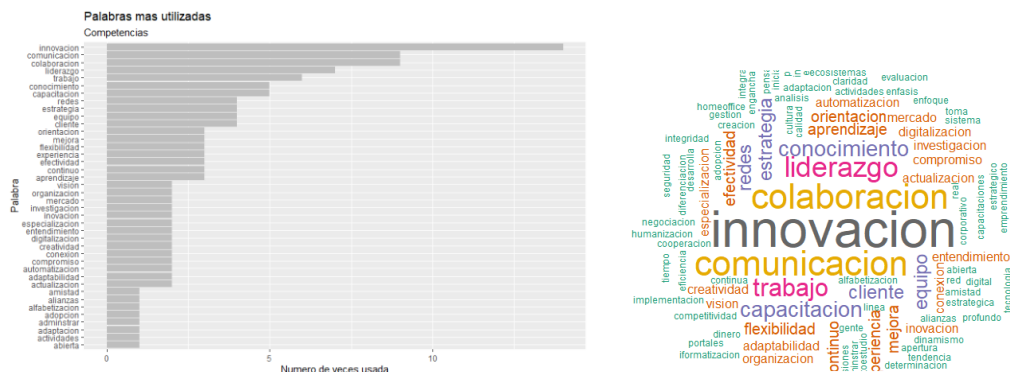
#### 4.4.3.2.3. Competencias

La figura 43 muestra los resultados arrojados por el análisis de la variable “detCompetencias”, donde se destacan algunos aspectos:

- a) La palabra innovación es la competencia más escrita por los encuestados.
- b) La palabra colaboración, relacionada a las redes internas y externas que también pertenece a una categoría inicial y es sustentada por diversos teóricos (Tapscott, 1995; Scott, 2013; Lombardero, 2015).
- c) La palabra comunicación que junto con la palabra anterior (colaboración) se encuentra dentro de las cinco actitudes positivas más valoradas por los encuestados.
- d) Finalmente, en la lista de las cinco competencias con mayor frecuencia se encuentra el liderazgo y el trabajo en equipo.

Sin embargo, solo por una frecuencia de diferencia, se encuentra la capacitación y el conocimiento. Cabe hacer mención que en diversos estudios el liderazgo es una característica fundamental del trabajo en equipo y junto a la “acción de los empleados” se corresponde con una de las vías de obtención de conocimiento dentro de las empresas, por lo que este par de palabras tienen una relación estrecha entre ellas.

Figura 43. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable de Competencias



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

Desde una visión schumpeteriana la acción de un agente emprendedor conduce a la generación de iniciativas innovadoras en donde la innovación es utilizada en la introducción de un servicio o producto al mercado, un proceso productivo para cierto sector económico, donde los cambios tecnológicos compiten de forma inédita (Schumpeter, 1939, 1967). Las tecnologías novedosas tienen tal impacto que son capaces de sustituir a las actuales (Schumpeter, 1967). Para Druker (1985) la innovación se produce únicamente si tiene un efecto económico, generando rentabilidad. Lombardero (2015) reconoce que la eficiencia, competitividad, innovación y conocimiento representan ventajas en medio de la economía digital. En la sociedad, la utilización del conocimiento debe ser vista como materia prima; el conocimiento forma un círculo virtuoso, que produce mayor progreso a largo plazo gracias a las innovaciones tecnológicas y de forma simultánea, genera mayor conocimiento (Castells, 2001). Tapscott (1995), Scott (2013) y Lombardero (2015) reconocen que en la economía digital son necesarias características diferenciadoras como conocimiento, digitalización, virtualización, molecularización, organizaciones basadas en redes, desintermediación, convergencia, innovación, proconsumidor, inmediatez, presencia en mercados globales y discordancia. Incluso, para Budros (1999) la innovación en relación a la estructura organizativa debe tener una jerarquía meritocrática, es decir, el líder debe sustentarse en función de sus competencias para el negocio.

Para Castellanos et al. (2001) las competencias están conformadas por 4 rubros: (1) componentes cognitivos, (2) metacognitivos, (3) motivacionales y (4) cualidades de la personalidad. Estos cuatro componentes condicionan que la persona tenga acciones competentes. Los componentes se relacionan, logrando una integración, pero actuando de forma particular e independiente.

Los componentes cognitivos reúnen el conocimiento conceptual, teórico, empírico, habilidades específicas y generales relacionadas a su actividad. El conocimiento fue seleccionado por las empresas innovadoras globales encuestadas como una actitud positiva y como una competencia relevante.

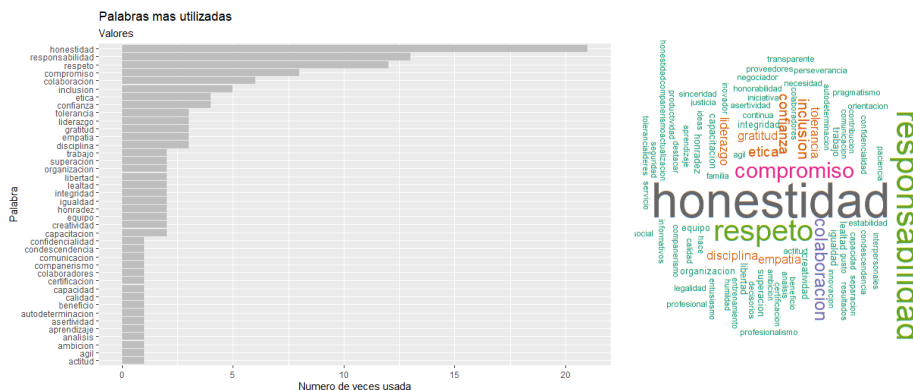
El ámbito metacognitivo se encarga de la regulación, control de procesos y dominio consciente mediante la reflexión y conocimiento, por lo que está estrechamente relacionado con el ámbito cognitivo. Esto quiere decir que el conocimiento no es suficiente en sí mismo, por el contrario, el ámbito metacognitivo permite al sujeto realizar acciones como la elaboración, planificación, control, evaluación y mejora en la construcción de conocimiento científico (Suárez et al., 2007). Las empresas encuestadas destacan de forma indirecta este ámbito metacognitivo mediante lo que ellos reconocen como actitudes positivas.

Por su parte el aspecto motivacional tiene un componente dinamizador en las competencias siempre y cuando las expectativas, necesidades e intereses estimulen una actitud científica. Finalmente, las cualidades de personalidad están integradas por los valores, esencialmente se encuentra la perseverancia, compromiso, responsabilidad, crítica constructiva, honestidad entre otros. De acuerdo con el autor, la integración de estos aspectos es sustancial para ejercer las competencias de forma destacada. Este aspecto se representa en los valores que las empresas encuestadas resaltaron.

#### *4.4.3.2.4. Valores*

Para la variable detValores (Figura 44), se observa que más del 40% de los encuestados piensa que la honestidad es el valor social más determinante en el desarrollo de las competencias de los trabajadores, lo cual coincide con lo propuesto por Suárez et al. (2007).

Figura 44. Gráfico de barras y nube de palabras de la variable detValores



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

Parselis (2018) propone la honestidad como una característica para el desarrollo tecnológico, bajo su análisis presenta a la honestidad como un concepto de consenso primario, considerando a un mundo en donde la tecnología comienza a avanzar a un ritmo acelerado que impacta en esferas sociales económicas, políticas y humanas. Resulta necesario fomentar la honestidad como uno de los pilares a fin de garantizar tecnologías honestas y responsables que garanticen la supervivencia del ser humano y del planeta que habitamos.

La honestidad requiere información clara y sincera con respecto a la tecnología manejada, evitando el engaño. La honestidad resulta ser altamente significativa en la ética empresarial de organizaciones de alta tecnología (Ruiz et al., 2008) y dentro de la formación universitaria en contextos de la sociedad del conocimiento (Osuna & Luna, 2011).

Además, en la investigación científica se exige también disciplina, rigurosidad y honestidad, (Pino-Lozano, 2015), donde la honestidad es indispensable para los aportes científicos (Reyes, 2007).

La segunda palabra con mayor frecuencia en este rubro es también la palabra con mayor frecuencia en el análisis de la variable actPositivas: responsabilidad, la cual también fue propuesta de forma teórica.

Seguida en número de apariciones se encuentra la palabra “respeto”. Precedidas por las palabras “compromiso” y “colaboración”. De acuerdo con Montes et al. (2021) las organizaciones deben invertir en una sociedad basada en conocimiento y la IA, donde la colaboración, la innovación abierta, el intercambio de conocimiento y las redes son fundamentales en la estrategia corporativa.

Se debe resaltar aquí, que, aunque ocupa la posición 6 de la lista de palabras (Ver figura 44), la “inclusión” fue elegida por más del 10% de los encuestados. Por esta razón, se optó por integrar esta palabra, además, existen suficientes aportes relevantes tanto a nivel conceptual como empírico. Para Schwab & Malleret (2020), la inclusión y confianza representan valores sociales favorables e importantes en situaciones críticas como la pandemia del COVID-19. De acuerdo con Kerrigan (2020), la inclusión digital tiene menor dependencia al acceso de las tecnologías, pero mayor dependencia en conocimientos, por lo que las competencias digitales son reconocidas como un objetivo en los países de la OCDE.

#### *4.4.3.2.5. Redes de texto*

Como se ha mencionado anteriormente, la manera más integral de realizar minería de textos es mediante el uso de redes de texto (Berry & Kogan, 2010; Vijayarani & Nithya, 2015; Zhang et al., 2015; Gupta et al., 2020; Kononova et al., 2021; Hickman et al., 2022). Por lo que adicionalmente, se hizo uso de esta representación para cada una de las cuatro variables previamente analizadas.

De acuerdo con los resultados de la variable actPositiva, se muestran 5 grupos sobresalientes (ver figura 45): (1) trabajo – equipo<sup>72</sup>, este binomio es sobresaliente también para los resultados de la variable competencias, de acuerdo a los encuestados, (2) iniciativa – creatividad, (3) empatía – disciplina, (4) curiosidad – proactividad y (5) relación compuesta por cuatro palabras: emprendimiento – responsabilidad – servicio – compromiso<sup>73</sup>.

---

<sup>72</sup> Palabras frecuentemente utilizadas en su conjunto como “trabajo en equipo”, sin embargo, debido a que también podrían utilizarse en compañía de otros términos que darían un resultado distinto, se integra como la unión con mayor peso.

<sup>73</sup> El elemento responsabilidad actúa como conector entre emprendimiento y el grupo de servicio – compromiso. Éste fenómeno fue fuertemente estudiado por Granovetter (1973), de donde deriva su teoría conocida como “la fortaleza de los lazos débiles” del inglés: “The Strength of Weak Ties”.

Figura 45. Red de texto para la variable actPositiva



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

Si se parte del hecho de que un número amplio de encuestados seleccionó la variable “trabajo en equipo”, es necesario resaltar la importancia de la comprensión de la interdependencia de los miembros que conforman el equipo para lograr el objetivo (Katzenbach, 2000). El reto consiste en conjuntar de forma dirigida a la meta establecida, las personalidades de cada individuo, los conocimientos, las aptitudes, los roles, las habilidades y las experiencias que diferencian a cada miembro (Cardona & Wilkinson, 2006).

En el lado opuesto, analizando la variable opuesta actNegativa la red permite observar 4 segmentos (ver figura 46): (1) pérdida – tiempo<sup>74</sup>, (2) ignorancia – falta<sup>75</sup>, (3) la triada: apatía – conformismo – desinterés y finalmente con un peso mayor a las anteriores un grupo de 5 palabras unidas por el término “miedo”: resistencia, frustración, cambio, desconfianza<sup>76</sup>.

Es importante diferenciar la pérdida de tiempo y el tiempo de holgura. El tiempo de los empleados es tiempo en que la empresa genera costos, por lo que con frecuencia se asocia la

<sup>74</sup> A pesar de ser elementos comúnmente unidos, la palabra perdida podría haber sido utilizada con otro tipo de palabra que le hubiera otorgado otra connotación.

<sup>75</sup> Este conjunto no quedaría suficientemente claro si no se precisa que las respuestas incluían un elemento secundario seguido de la palabra falta, sin embargo, profundizando, encontramos falta de coordinación, falta de responsabilidad, falta de respeto y falta de compromiso, por lo que podría traducirse como la ausencia de un elemento que se considera importante en la organización y/o en el individuo.

<sup>76</sup> Aunque este grupo se compone de 5 elementos, se destaca que la mayor incidencia se encontró en un par de palabras de este grupo: miedo unido a la desconfianza.

pérdida de tiempo con la pérdida de dinero (Rodríguez, 2015). Por otra parte, el “tiempo de holgura”<sup>77</sup> que se analizó en el capítulo dos, en la sección innovación, ha sido frecuentemente relacionado con la innovación, debido a que esta variable permite fortalecer la estrategia de desarrollo de nuevas ideas, mejoramiento de productos, servicios o procesos existentes, experimentación y adaptación (Lawson, 2001; Agrawal, 2018b)

Figura 46. Red de texto para la variable actNegativa



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

La relación con mayor peso miedo – desconfianza, reviste gran importancia. Por una parte, la unión, el compromiso y las fortalezas generan continuidad empresarial, siendo la desconfianza el factor contrario (Gallo, 2002). La desconfianza rompe las relaciones interpersonales, la comunicación y los objetivos organizacionales (Contreras et al., 2017). La desconfianza y el miedo constituyen factores que impiden la generación de emprendimientos tanto personales como empresariales (López-Videla & Daza, 2019).

El miedo tiene un alto costo dentro de las empresas encuestadas y priva a los individuos de alcanzar las metas organizacionales (Deming, 1989), por ejemplo, un empleado podría ocultar un error cometido por miedo a las repercusiones (Ryan & Oestreich, 1991). Además, el miedo toma diversas formas: miedo al cambio, miedo a la pérdida, miedo a fallar, miedo

<sup>77</sup> Ver página 56



al conocimiento, entre otras (Jericó, 2010) y además genera efectos no solo a nivel personal, sino también a niveles organizacionales (Vahtera, 2004; Gimpelson & Oshchepkov, 2012).

Si analizamos la red de la variable de Competencias, será evidente una segregación de elementos (ver figura 47). Predominan las variables comunicación y colaboración, y por otra parte el trabajo – equipo, ambos pares con el mismo peso. De acuerdo con diversos autores (Griffin & Care, 2014; Wing, 2006; Voogt & Roblin, 2012) las variables comunicación y colaboración constituyen habilidades esenciales para dar respuesta a los cambios en la vida de las personas. Con un menor rango de incidencia, pero aún representativo, se encuentran 3 grupos de palabras: (1) orientación – cliente, (2) aprendizaje – continuo, (3) liderazgo – innovación – estrategia, siendo aquí el nodo de unión de todos los grupos la innovación. Si se analiza el conjunto de palabras orientación y cliente, Valenzuela y Torres (2008) proponen que las empresas que toman decisiones estratégicas orientadas al cliente mejoran su tasa de retención de clientes rentables y por lo tanto sus ingresos.

En este sentido, Fadel et al. (2016) enfatizan que el aprendizaje continuo es necesario para el ser humano si es que se desea mantener y prosperar en los tiempos exponenciales de la transformación digital. Lombardero (2015) explica que las competencias son cambiantes y dinámicas por lo requieren estar relacionadas siempre al aprendizaje continuo. En relación al liderazgo, innovación y estrategia, muchos autores han desarrollado constructos teóricos (Hoselitz, 1963; Schumpeter, 1967) que plantean que los emprendedores deben poseer liderazgo, ya que la realización de nuevas combinaciones requerirá la realización de actividades prácticas fuera de rutina que darán como resultado la innovación.

Figura 47. Red de texto para la variable detCompetencias



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

Para el caso de la variable detValores (figura 48), el algoritmo fue codificado para mostrar solamente las relaciones con mayor peso, para dar mayor claridad a los resultados. Mediante los bordes es evidente de forma visual que las variables respeto – honestidad fueron las 2 palabras que más escritas fueron por los encuestados simultáneamente en esta pregunta. Adicionalmente, se logra apreciar la importancia de la honestidad, debido a que es el punto de unión de casi el 100% de los resultados<sup>78</sup>. El valor honestidad además de ser el valor más importante para las empresas encuestadas, también representa el punto de unión entre otros valores propuestos.

Figura 48. Red de texto para la variable detValores



Fuente: Elaboración propia a partir del software RStudio

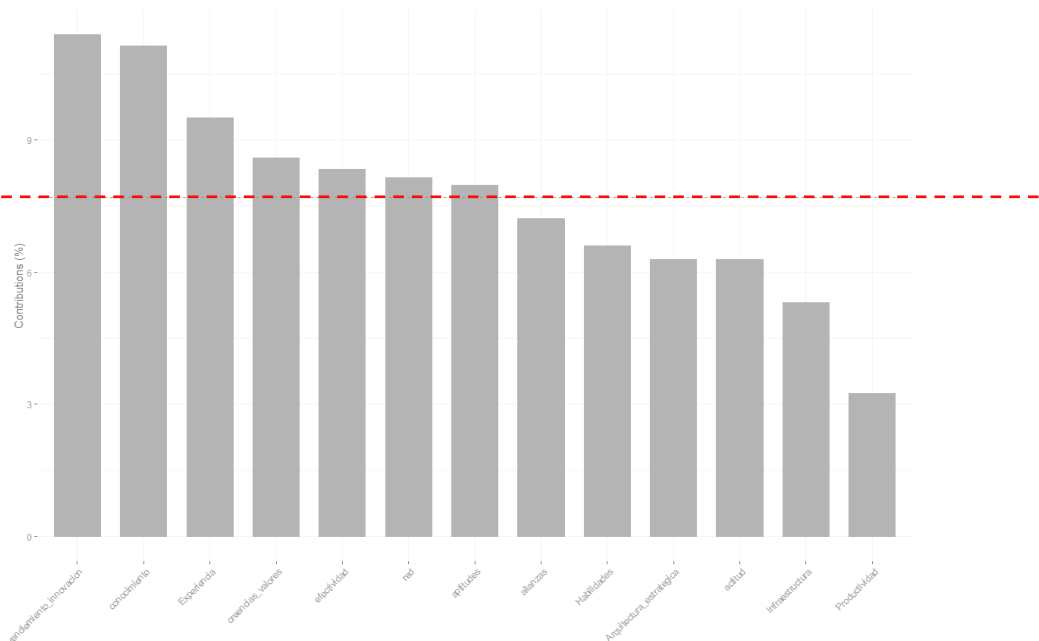
<sup>78</sup> Únicamente con unión adicional entre las palabras compromiso y responsabilidad, quienes se encuentran ligadas entre ellas a pesar de que la palabra “honestidad” no estuviera presente en los resultados.

## DISCUSIÓN DEL ANÁLISIS CUALITATIVO Y CUANTITATIVO

De acuerdo al método Principal Component Analysis (PCA) utilizado, es importante resaltar que las “Componentes Principales” son combinaciones lineales de las variables originales, donde cada componente explica cierta cantidad de varianza de los datos (Jolliffe, 2002). Cuando una variable original está “mayormente representada” en una o varias de las primeras componentes principales significa que esa variable tiene gran influencia en la variabilidad total de los datos originales. Por lo tanto, si una variable está mayormente representada, se puede inferir que es una variable relevante para el conjunto de datos originales. La selección de variables relevantes y la eliminación de variables irrelevantes es uno de los usos más comunes del método PCA (Golub et al., 1999; Shen et al., 2013; López-Campos et al., 2014; Kamkar et al., 2016).

Por lo tanto, si se analiza la figura 37 sobre la contribución de las categorías dentro del PCA, se puede distinguir la existencia de siete (7) variables altamente representativas. Ellas son: 1) emprendimiento e innovación, 2) conocimiento, 3) experiencia, 4) creencias y valores, 5) efectividad, (6) redes y 7) aptitudes.

Figura 37. Contribución de las categorías dentro de los componentes principales



Fuente: Elaboración propia a partir de la información obtenida por el software RStudio

Estas variables identificadas representan al mismo tiempo, los aspectos bases del fundamento teórico utilizado en la investigación y también necesarios para alinearlos como potenciales variables (competencias) que definan el dominio de conocimiento dentro de la gestión estratégica de las empresas de alta tecnología, como es el caso del sector de IA. Sin la identificación de cada variable se carecería del sustento teórico necesario para legitimizar las aportaciones teóricas de esta investigación. No basta con identificar tan solo las variables, también es necesario relacionarlas con el contexto y la dinámica actual de la TD, facilitando a las empresas la generación de innovación y su readaptación permanentemente para mantener su competitividad.

La aplicación de las metodologías y técnicas seleccionadas tanto cualitativa (MAGG, nube de palabras, redes de texto) como cuantitativa (k-means, codo de jambú y PCA) permitieron identificar algunos hallazgos relacionadas con el conjunto de competencias más representativas a la hora de ser visualizadas como capacidades de dominio de conocimiento.

Más concretamente, las metodologías utilizadas generaron un conjunto de variables (más representativas) que por una parte avalan, afirman o ratifican los aportes y enfoques teóricos de la teoría de la innovación respecto a la relación competencias y conocimiento, pero por otra identifican y reconocen elementos problemáticos de la teoría de la innovación a la hora de abordar la relación competencias – conocimiento - emprendimiento. Es importante resaltar que, no se trata aquí de descubrir nuevas competencias, se trata, más bien, de identificar un conjunto de competencias que tendrían la fuerza teórica necesaria para ser identificadas como base en la construcción teórica de capacidades de dominio de conocimiento en la industria de alta tecnología. De acuerdo a las competencias identificadas (variables más representativas) se presentan las siguientes observaciones:

#### *1) Innovación.*

La innovación como motor del crecimiento económico y social (Schumpeter, 1942). Entre los encuestados no hubo diferenciación entre las innovaciones incrementales e innovaciones radicales. Esta situación se observa al analizar las respuestas del cuestionario relacionadas a la variable innovación (preguntas 15 a 22) (Ver anexo) y las respuestas de las preguntas

abiertas (2, 10, y 13); dónde los encuestados respondieron en igualdad de ponderación. Esta tendencia permite inferir que son similarmente importantes o no se tiene identificada la diferencia práctica de este tipo de innovaciones.

Se observa que la variable innovación entendida como utilidad (Rogers, 2010) dentro de las estrategias empresariales en el sector AI, también se ha posicionado cada vez más como estrategia para el desarrollo de las competencias de los trabajadores. La intensidad con la que se posiciona la variable innovación no es en sí misma un hallazgo relevante, dado que la innovación en la TD representa para las empresas un imperativo para mantenerse en el mercado, pero lo que no se puede evidenciar es si esta variable está más pensada dentro de las empresas como variable estratégica de gestión y menos práctica operativa. Esto último, es lo que mediría si esta variable es una competencia que se desarrolla dentro de las empresas.

Si se corresponde menos con un enfoque operativo se podría inferir también que la relación de la variable respecto al desarrollo de competencias podría no tener alta influencia en los resultados de la empresa.

El desarrollo de la variable a nivel operativo se refiere a cómo la empresa despliega la estrategia a través del conjunto de habilidades, capacidades y competencias de las personas. Este es uno de los desafíos de la teoría de la innovación en el momento de utilizar y medir indicadores o variables respecto al desarrollo de competencias. Esto se puede comprobar cuando se verifican estudios de casos que miden la innovación más como gestión que como marco estratégico operativo (Jewell, 2021; Soumitra et al., 2020)

En entornos cambiantes las empresas exitosas pueden ser reemplazadas por nuevas empresas que desarrollan no solo tecnologías más avanzadas y disruptivas (Christensen, 1997) sino, también, poseen un marco estratégico operativo con competencias específicas para poderse adaptar a estos nuevos cambios (Harford, 2011). A medida que la innovación se vuelve más compleja, también se necesitan competencias adicionales, en muchos casos, la innovación puede exigir también competencias específicas de acuerdo al tipo de innovación que se está desarrollando (Hamel, 2008).

## 2) *Emprendimiento.*

De acuerdo a Schumpeter (1942), las “ondas de innovación”<sup>79</sup> son impulsadas por los empresarios. Este enfoque está fuertemente relacionado con el emprendimiento, el cual tiene la facultad de crear algo nuevo y valioso. Son los emprendedores quienes deben enfocarse a identificar oportunidades y crear valor para el cliente (Druker, 1985). Los empresarios deben ser conscientes dentro de la búsqueda de la obtención de ganancias económicas de que, con frecuencia la regulación gubernamental y las barreras para la entrada al mercado afectan la capacidad de los emprendedores para iniciar y mantener un negocio (Baumol, 1990). Sin embargo, a menudo los emprendedores deben operar en ambientes de gran incertidumbre y deben por ello ser capaces de tomar decisiones basadas en datos reales y adaptarse a los cambios del mercado (Sarasvathy, 2001)

El emprendimiento ha sido importante en las estrategias empresariales en el sector de la IA durante décadas, esto se reafirma en esta investigación con el conjunto de empresas y personas encuestadas. El emprendimiento ha experimentado importantes cambios en su relación con en el mercado y la tecnología, los cuales han creado nuevas oportunidades y desafíos para las empresas (Christensen, 1997).

Las empresas siempre han tenido que innovar y adaptarse a los cambios en el mercado y la tecnología para mantenerse competitivas y sobrevivir a largo plazo. Sin embargo, la velocidad con la que ocurrían estos cambios no exigía la velocidad de adaptación se experimenta hoy en día con la TD (Ries, 2011). De acuerdo con los resultados obtenidos en las encuestas, se observa que la velocidad de las empresas del sector IA para emprender está

---

<sup>79</sup> De acuerdo a Schumpeter (1934) la economía experimenta periodos de intensa actividad innovadora, seguidos de periodos de calma. Durante los periodos de intensa actividad, se produce una serie de innovaciones importantes que cambian la forma en que las empresas producen y los consumidores consumen bienes y servicios. Estas innovaciones pueden ser tecnológicas, de proceso, de producto, de marketing o de organización. Las innovaciones se propagan a través de las distintas industrias en lo que Schumpeter denominó "ondas". Durante estas ondas, las empresas que adoptan las innovaciones son capaces de obtener una ventaja competitiva y ganar cuota de mercado, mientras que las empresas que no las adoptan pueden quedar rezagadas y perder cuota de mercado. Después de un periodo de intensa actividad innovadora, la economía entra en un periodo de calma en el que se produce una consolidación y una maduración de las innovaciones previas. Durante este periodo, las empresas perfeccionan y refinan las innovaciones existentes y se preparan para la próxima onda de innovación.

vinculada más con el aprovechamiento de los recursos (competencias creativas e inventivas) en corto plazo que el aprovechamiento de ellos en el largo plazo. Este último elemento no ha sido posible medirlo en esta investigación, pero el hecho de que no se perciba la efectividad de la innovación con el aprovechamiento de competencias creativas e inventivas en términos de tiempo, plantea una discusión relevante, dado que la TD presiona a las empresas para desarrollar nuevas innovaciones en tiempos cada vez más cortos, pero al mismo tiempo exige la construcción de capacidades inventivas en el largo plazo. Justamente, el “tiempo” como elemento intrínseco de la variable emprendimiento, es uno de los aspectos de la teoría de la innovación y emprendimiento que merecen ser estudiados con mayor profundidad. La teoría de innovación desde la Escuela Clásica y Neoclásica se ha concentrado más en la actitud emprendedora que en su propia la efectividad incorporando el factor tiempo.

### *3) Conocimiento.*

Desde la perspectiva de diversos autores de la Escuela Neo-shumpeteriana, el conocimiento es un factor clave para el crecimiento económico sostenible y para la innovación (Romer, 1990; Nelson, 1982); es un bien público que puede ser compartido entre los agentes económicos y estimula la innovación y crecimiento económico (Stiglitz, 1989).

En décadas pasadas el conocimiento de los trabajadores en el sector empresarial no era tan importante porque las empresas operaban en un entorno económico diferente al actual. Las empresas a menudo se centraban en la producción en masa y la eficiencia, y la mayoría de las personas tenían trabajos repetitivos que requerían poca habilidad o conocimiento especializado (Taylor, 1911; Fayol, 1916). Además, el acceso a la información y el conocimiento eran limitados, lo que significaba que el conocimiento especializado era menos importante para las empresas. Las empresas podían operar con un conocimiento más general y no necesitaban empleados altamente capacitados en áreas específicas (Ford & Crowther, 1922).

Aunque no se midió específicamente el aprovechamiento del conocimiento tácito en esta investigación, si se lograron identificar la realización de actividades relacionadas con el aprovechamiento de este tipo de conocimiento. La creatividad fue uno de ellos, de acuerdo a

las encuestas, la creatividad se observa como un recurso para desarrollar más conocimiento dentro de las empresas del sector de IA.

Las preguntas 11 y 16 del cuestionario (Ver anexo) demuestran que para las empresas encuestadas tiene importancia integrar la invención y creatividad dentro de las estrategias empresariales de innovación.

Estos resultados reafirman las posturas y tendencias que desde la teoría de la innovación se han venido desarrollando en el tiempo. El crecimiento de la tecnología (especialmente la IA) y la globalización han posicionado al conocimiento como imperativo de la economía, la economía del conocimiento (Chávez et al., 2022; Hernández et al., 2022). Las empresas deben centrarse en la innovación, la creatividad y la diferenciación para mantenerse competitivas (Schmidt & Cohen, 2013). Los avances tecnológicos han llevado a una mayor automatización de tareas repetitivas, lo que ha aumentado la demanda de trabajadores altamente capacitados en áreas especializadas (Autor, 2014). Incluso, la importancia del conocimiento en el sector de la IA ha evolucionado significativamente a lo largo del tiempo desde el nacimiento de la IA. En las décadas de 1950 y 1960, la IA se centraba en la resolución de problemas a través de la manipulación de símbolos y la aplicación de reglas lógicas (McCarthy, 1959). En este enfoque temprano, el conocimiento se representaba en forma de reglas y hechos, y se utilizaba para guiar la toma de decisiones automatizada. Con el tiempo, la IA evolucionó hacia enfoques más sofisticados, que implicaban el uso de grandes cantidades de datos para entrenar modelos de IA (Newell & Simon, 1956). En estos enfoques, la calidad y la cantidad de los datos se volvieron cada vez más importantes, y el conocimiento se incorporó en forma de patrones y relaciones entre los datos (Davenport & Ronanki, 2018).

#### *4) Experiencia.*

La “experiencia” se considera frecuentemente como un factor crítico para la adquisición de nuevos conocimientos tácitos y no suele ser documentada (Polanyi, 1966). Además, la “experiencia”, puede ser valiosa para la solución de problemas e identificación de oportunidades de innovación (Schumpeter, 1942). Sin embargo, esta variable también puede



tener un efecto negativo, especialmente en la innovación (Florida, 2002). Por ejemplo, “la experiencia” podría llevar a los innovadores a adoptar una mentalidad conservadora y a limitar su capacidad de imaginar nuevas posibilidades (Christensen, 1997).

En la escuela clásica de administración, la “experiencia” como elemento de análisis no era necesariamente un factor crítico para el éxito empresarial. Autores clásicos como Frederick Taylor y Henri Fayol proponían que la gestión podía ser estandarizada y mejorada mediante el análisis científico de los procesos de trabajo y la estructura organizativa (Taylor, 1911). Los trabajadores podían ser entrenados para realizar tareas específicas de la manera más eficiente posible, independientemente de su nivel de experiencia o habilidad (Fayol, 1916). En la actualidad, la “experiencia” como recurso en las estrategias empresariales tienen un alto valor para la innovación. La diversidad de “experiencias” en el proceso de innovación ayuda a superar la rigidez y a fomentar la creatividad (Ries, 2011). La experiencia puede ayudar a los emprendedores a desarrollar redes de contactos valiosos que permitan acceder a recursos y financiamiento para sus proyectos (Schumpeter, 1942; Ries, 2011).

Para efectos de esta investigación el análisis de esta variable resalta los siguientes aspectos:

a) La IA es un campo en constante evolución y la “experiencia personal” puede ayudar a los profesionales a estar al tanto de las últimas tendencias y desarrollos en este campo tecnológico. Dichas “experiencias” proporcionan una comprensión más profunda y actualizada del campo de la IA y permiten a los profesionales mantenerse en la actualidad con los últimos avances tecnológicos (Russell, 2010).

b) la IA a menudo involucra la resolución de problemas complejos que pueden requerir experiencia y conocimiento especializado (Davenport & Ronanki, 2018).

c) la IA plantea en ocasiones preguntas éticas y sociales importantes a los empresarios, y la experiencia personal puede ayudar a los profesionales a comprender mejor estos problemas y trabajar para abordarlos de manera efectiva (Bostrom, 2014).

Considerando los elementos anteriormente mencionados se puede afirmar que la teoría de la innovación ha hecho importantes avances para la comprensión y valoración de la “experiencia” como elemento intrínseco de las competencias de los trabajadores; su relación

con el conocimiento y la generación de nuevas ideas y la innovación. De la misma manera, esta variable resulta de una importancia relevante en las empresas de alta tecnología, no sólo por el nivel de exigencia de nuevo conocimiento, sino también por la necesidad de asegurar el desarrollo de procesos tecnológicos básicos y necesarios, de acuerdo a los productos que se generan en el sector de la IA.

(e) *Redes*. La posición de un emprendedor en una red de contactos puede ser un factor crítico en el éxito empresarial y la experiencia de ellos respecto al uso y aprovechamiento de las redes puede ayudar a los emprendedores a desarrollar relaciones más sólidas con otros actores clave en su industria (Burt, 2005). Las redes no deben ser necesariamente entre personas u organizaciones similares, por el contrario, los lazos débiles entre personas en diferentes sectores pueden ser más útiles que los fuertes lazos dentro de una red estrecha, ya que los lazos débiles ofrecen acceso a información y recursos que de otro modo serían inaccesibles (Granovetter, 1973). Los emprendedores utilizan sus redes de contactos para acceder a recursos críticos como financiamiento, conocimiento y apoyo social (Ruef, 2010). La innovación liderada por los usuarios y la colaboración abierta en la creación de nuevas tecnologías pueden ser la fuente de innovación más importante y las empresas pueden beneficiarse al colaborar con ellas (Von Hippel, 1988).

Aunque en esta investigación no se midió la efectividad de las redes para generar innovación dentro de las empresas en el sector de IA, si se pudo observar que dicha variable se mantiene muy unida con la estrategia de innovación de las empresas. Cuando se habla de efectividad de las redes, se refiere a que no se evaluaron las limitaciones, dificultades o conflictos de intereses, entre muchos otros, que pueden presentarse en el trabajo de colaboración interorganizacional (Gulati, 1999; Håkansson & Snehota, 1995). No obstante, de acuerdo a las respuestas recibidas por los encuestados, los empresarios comprenden más las redes como iniciativas que como procesos (pregunta 26 a 31 del cuestionario).

Según Schumpeter (1942) afirmó que el empresario era un agente de cambio y una fuerza impulsora en la economía, pero no dejó suficientemente claro la interconexión de los conocimientos de este agente de cambio con otros emprendedores.

La importancia de las redes dentro de las empresas ha evolucionado a lo largo del tiempo debido a los cambios tecnológicos y muy específicamente a la fuerza y el carácter dominante que ha tomado la TD (Escott, 2020; Escott et al., 2020; Palacios et al., 2021).

#### *6) Creencias y valores.*

Las creencias y valores organizacionales en el pasado solían ser más estables y se basaban en tradiciones y costumbres arraigadas (Schein, 1985). Las empresas solían tener una cultura organizacional más jerárquica y autoritaria, en la que las decisiones se tomaban desde la cima de la organización y se transmitían hacia abajo (Handy, 1993; Taylor, 1911; Fayol, 1916).

En la actualidad se presta mayor atención tanto a la diversidad como a la inclusión dentro de las empresas, reconociendo que la diversidad de pensamiento y experiencias puede aportar beneficios significativos a la empresa. De acuerdo a las encuestas realizadas en las empresas del sector de IA se valora la igualdad de oportunidades y el respeto a las diferencias individuales, y se busca fomentar un ambiente de trabajo inclusivo y equitativo (Robbins, 2017). También se pudo observar que el conocimiento también está relacionado con las creencias y valores. Las creencias y valores pueden influir en la forma en que los empleados perciben su trabajo y su capacidad para desempeñarse en él, por lo tanto, las empresas de IA buscan ser más innovadoras y creativas, fomentando una cultura de aprendizaje continuo y mejora constante. Sin embargo, lo que no se puede inferir de forma clara de acuerdo a los resultados obtenidos es la caracterización del proceso de toma de decisiones para fomentar la participación y colaboración de los empleados; con lo que se permita una actitud proactiva hacia la innovación y a través de soluciones y mejoras constantes. Tampoco se puede partir del hecho que los valores y creencias (cultura empresarial) no son susceptibles de los cambios tecnológicos a los que está expuesto el sector de IA, y es por ello que no se puede inferir en los resultados de las encuestas este tipo de cambios. Las creencias y valores organizacionales tienen mayor efectividad cuando son moralmente aceptables y congruentes con los valores de la persona, pero también cuando ellas son afines a la realidad y contexto de las empresas (Jones 1991).

### *7) Efectividad.*

En el pasado, la efectividad tenía por objetivo lograr una producción rentable y a bajo costo (Taylor, 1911). La eficiencia y la productividad eran elementos que se consideraban dentro de las estrategias empresariales, y se buscaba mejorarlos mediante la aplicación de técnicas de producción en masa y la optimización de los procesos de trabajo (Ford, 1922).

A pesar de que en la actualidad poco se profundiza sobre la efectividad, se sabe que esta variable dentro de la gestión empresarial y el espíritu emprendedor, se relaciona con la capacidad de innovar constantemente y adaptarse a los cambios del mercado. Las empresas más exitosas son aquellas que logran introducir innovaciones efectivas (disruptivas) en el mercado, que les permiten obtener una ventaja competitiva y mantenerse a la vanguardia en su industria (Dosi, 1988). La TD es un proceso de cambio y adaptación tecnológica que busca mejorar la efectividad (eficiencia y eficacia) de los procesos y servicios de una empresa. En este sentido, la efectividad de una empresa se puede potenciar a través de la implementación de tecnologías y herramientas digitales que permitan automatizar procesos, mejorar la comunicación, fomentar la innovación, desarrollar el aprendizaje continuo y la colaboración interna, así como también fortalecer la relación con los clientes y proveedores (Iansiti & Lakhani, 2020).

Los resultados de las encuestas posicionan la variable efectividad como un elemento relevante para la generación de la innovación. La variable efectividad se mide en las empresas de IA en función de estándares de efectividad elaborados por las propias empresas para innovar y adaptarse a los cambios en el mercado y el entorno empresarial. No obstante, lo que no es posible afirmar es el comportamiento de esta variable con el crecimiento de la tasa de innovación o de crecimiento productivo de las empresas. Este se constituye en uno de los elementos actuales de discusión dentro de las estrategias de innovación de las empresas del sector de alta tecnología: debido a que la dinámica y composición tecnológica de la IA es compleja y requiere de un multidireccionamiento de actividades tecnológicas que realizan personas y máquinas al mismo tiempo. La efectividad como variable de gestión de innovación en este sector está más alineada a los resultados que a los procesos con que ella se desarrolla.

#### *8) Características subyacentes o aptitudes.*

En el aspecto individual, las características subyacentes o aptitudes pueden impactar en varios aspectos de la organización, como, por ejemplo: la cultura empresarial, el clima laboral, la productividad y la innovación (Schein, 1985). Una persona con habilidades de comunicación efectiva y colaboración puede ayudar a fomentar un ambiente de trabajo más colaborativo y propenso a la innovación. Sin embargo, otra con una “mentalidad cerrada al cambio” o poco dispuesta a asumir riesgos puede obstaculizar la implementación de nuevas tecnologías o la adopción de nuevas estrategias.

La escuela de Innovación Clásica y la Neoclásica de innovación consideraban que las aptitudes y habilidades de los trabajadores eran importantes para el éxito empresarial (Schumpeter, 1934; Solow, 1957; Romer, 1990). En general ambas corrientes enfatizaban la importancia de las aptitudes para la productividad y el rendimiento empresarial, considerando las aptitudes como una fuente importante de ventaja competitiva. Schumpeter (1942) destacaba la importancia de las habilidades y aptitudes del empresario para la innovación y el cambio en la economía. Las aptitudes del empresario son fundamentales para impulsar el crecimiento y el progreso económico a largo plazo. Las corrientes actuales de gestión de talento, gestión por competencias, aprendizaje organizacional y enfoque de diversidad e inclusión también valoran las aptitudes, pero amplían su concepción y alcance (Buckingham & Clifton, 2001). De acuerdo a los resultados obtenidos en la investigación las aptitudes son vistas como fuente de ventaja competitiva y como elementos impulsores para la innovación y la adaptación en el sector de IA. Esto reafirma la posición de Lévy-Leboyer (2006) cuando se refería a la relevancia del entorno empresarial, refiriéndose puntualmente a su dinámica y complejidad.

Sin embargo, las teorías actuales no han profundizado lo suficiente respecto a las aptitudes relevantes dentro del sector de la IA; en esta investigación se logra identificar algunas de ellas: pensamiento crítico y de análisis, resolución de problemas, creatividad, colaboración, adaptabilidad y aprendizaje continuo. Para los encuestados estas aptitudes son valoradas dentro de sus organizaciones, aunque de manera informal.

## CONCLUSIONES

Configurar un conjunto de variables relacionadas con las competencias y pretender que ellas formen parte de la configuración teórica y conceptual de las capacidades de dominio de conocimiento en el sector de alta tecnología como por ejemplo el de IA y que además ellas confirman el marco estratégico de la gestión de innovación para el desarrollo de competencias en este sector, afirma que el método y razonamiento aplicado de la investigación es deductivo. Que sea este razonamiento deductivo sea validado solo por la investigación de tipo cuantitativa no sería correcto (Popper, 2005), dado que sin la utilización de técnicas de contrastación teórica (investigación cualitativa) la legitimación teórica y posterior medición de las variables no hubiese sido posible.

De acuerdo con método de contrastación teórica propuesto por Marquina, Álvarez, Guevara y Guevara (Marquina et al., 2013) fue posible simplificar variables relacionadas con las competencias desde las distintas perspectivas teóricas que abordan directa e indirectamente este tema (Prahalad & Hamel, 1990; Croombs, 1996; Mertens, 2016; Bell & Pavit, 1995; Cohen y Lenvithal, 1989; Teece et al., 1997; Thu et al., 2021; Grashof & Kopka, 2021; Benini, 2021; Bahoo et al., 2021; Phillips, 2002; Helfat & Liberman, 2002; Brusoni et al., 2021; Lévy-Leboyec, 2003; Neck et al., 2004; Mason & Harrison, 2006; Isenberg, 2011; Tejada, 1999; Spencer & Spencer, 1993; Nadine, 1998; Schkolnik et al., 2005; González & Wagenaar, 2003; Rychen & Salganik, 2003; Morcillo et al., 2000; Gallego-Arrufat, 2007; Duch-Brown et al., 2021; Carbonero, 2021; Lorenz & Holm, 2021; Bordot, 2021). Los enfoques provenientes de la teoría de la innovación y el emprendimiento son considerados unas de las perspectivas con alto potencial para relacionar dichas variables con el dominio de conocimiento en la industria de alta tecnología. El modelaje teórico permitió la codificación de las variables y su posterior aplicación para la elaboración de los cuestionarios en sector AI. Luego, sus resultados se analizaron mediante las técnicas Machine Learning (PCA y K-means) (Smith, 2002; Gil, 2018; Joaquin, 2017; Abdi & Williams, 2010), las cuales permitieron lo siguiente: a) segmentación y/o clusterización de variables y b) reducir la dimensionalidad de los datos.

Tanto el cumplimiento de los objetivos como la comprobación de la hipótesis de investigación, respectivamente no hubiesen podido ni cumplirse enteramente ni comprobarse lo suficiente sólo con los métodos cualitativos y cuantitativos seleccionados. Se requería adicionalmente mayor profundización del análisis de los resultados y para ello se utilizó la técnica de minería de datos; con la que se logró identificar patrones, tendencias y relación de muchas respuestas generadas a través de los cuestionarios.

Esta combinación de los métodos cualitativos y cuantitativos seleccionados ofreció una visión más acabada e integrada del comportamiento y valor de las variables dentro del contexto de emprendimiento e innovación.

La hipótesis de la investigación formulada consistía en que la identificación y caracterización de las nuevas competencias en el contexto de la IA daría una aproximación a la elaboración de un concepto sobre capacidades de dominio de conocimiento y su valor y uso en la gestión de innovación en las empresas del sector de IA (Cevasco, 2019; Pastor et al., 2021). Dicha hipótesis se valida con la configuración e identificación del conjunto de variables relacionadas con las competencias más representativas: 1) innovación, 2) emprendimiento, 3) conocimiento, 4) experiencia, 5) redes, 6) creencias y valores, 7) efectividad y 8) características subyacentes o aptitudes.

Estas variables son inputs relevantes no solo para una aproximación que permitía la configuración teórica de ellas como capacidades de dominio de conocimiento en el sector de alta tecnología sino que además ellas en conjunto pueden ser “inputs” tanto para la discusión teórica como para la validación de las actuales perspectivas teóricas sobre las competencias en el contexto de la transformación digital. sobre las capacidades de dominio de conocimiento. El conjunto de variables identificadas posee la legitimidad científica consistente que el modelaje teórico utilizado selecciona variables con una marcada legitimidad conceptual y contextual. Los vacíos teóricos de dichas variables sin claramente reducidos al momento de aplicar la técnica de contrastación teórica.

Los resultados de la contrastación teórica y la operacionalización de ellas con técnicas de Machine Learning permite inferir en un primer momento que las capacidades de dominio de

conocimiento podrían eventualmente considerarse como el conjunto de competencias necesarias que combinadas entre sí pueden ser la diferencia del éxito emprendedor e innovador en la industria de alta tecnología. El reto, por lo tanto, podría estar en lograr una combinación de estas competencias lo más alineada posible para sostener en el tiempo la capacidad competitiva y de adaptación de las empresas a la TD, pero menos alineadas a ser utilizadas en segmentos específicos del mercado en el que operan estas empresas. De acuerdo a los resultados de esta investigación, no bastaría con seleccionar trabajadores ni alinear el conjunto de competencias más representativas identificadas a los objetivos, procesos y clientes específicos de las empresas del sector de IA, sino, más bien, seleccionar trabajadores que utilicen estas competencias como “conjunto” para la innovación permanente, dinámica y abierta y cuyas acciones siempre se consideren como respuestas a la dinámica de la transformación digital.

El otro hallazgo identificado del conjunto de variables más representativas es que aun cuando la combinación de todas ellas es necesaria, su utilización no puede ser jerárquica ni tampoco secuencial, ellas, más bien, deben ser utilizadas de forma dinámica y podrían algunas de ellas mostrar una mayor intensidad al momento de que son utilizadas dentro de los objetivos y estrategias empresariales. A partir de esta afirmación se podría plantear aquí una discusión en el contexto de la teoría de la innovación organizacional (Rogers, 2003; Christensen, 1997; Von Hippel, 2006).

Justamente aquí, se presentaría una discusión importante en el contexto de la teoría de la innovación organizacional. Históricamente en la evolución económica (industrial y tecnológica), la especialización del trabajo a través del uso de habilidades y capacidades específicas generó importantes avances en el desempeño empresarial y sobre todo en el aumento constante de la productividad (Pérez, 2005). En este contexto, la especialización fue tomando un carácter más general (los especialistas generalistas), y que fue con el tiempo sustituyendo la especialización vertical como prioridad en la gestión empresarial (Schreyögg, 2012). Esto fue muy evidente en las industrias de producción en masa.

En la actualidad, la especialización, como forma de trabajo organizativo, se presenta de forma más flexible y con ello se ha ampliado las habilidades, capacidades y competencias de los



trabajadores hacia la ejecución de diferentes tareas. En el contexto de la transformación digital, la teoría de la innovación organizacional, no ha profundizado lo suficiente sobre el comportamiento de la especialización como base de conocimiento para la innovación y adaptación al cambio tecnológico. Los estudios de la teoría de la innovación aquí utilizados muestran dicha debilidad (Pérez, 2005; Florida, 2002; Nelson & Winter, 1982; Christensen, 1997).

De acuerdo a lo anterior, otro de los hallazgos de es que la representación de las variables más representativas se puede distinguir como “competencias combinadas”, no tanto por la interrelación de ellas, sino porque en ellas se presenta una “doble dualidad” al momento de ser utilizadas: amplitud y especialización. Palacios et al., 2021, ya había alertado en sus reportes la presencia de esta doble dualidad, la cual se observa en los resultados y posterior análisis de los mismos. De manera que, lo que desde esta investigación se observa respecto a esta doble dualidad de las competencias es que, en primer lugar, ella daría una configuración y orientación de análisis teórico relevante a la hora de que se intenten utilizar las competencias como capacidades de dominio de conocimiento. La amplitud de competencias se observa en esta investigación mediante la ejecución de habilidades, conocimientos y destrezas de los empresarios y trabajadores frente a contextos complejos, mientras que la especialización de competencias se corresponden con las habilidades, conocimientos y destrezas de un empresario o trabajador en un contexto específico y operativo al interno de la organización, la cual es utilizada al mismo tiempo para la adaptación de las estrategias empresariales y de innovación dinámica de la TD.

Los resultados de las encuestas de las empresas del sector de IA presentan datos de la presencia de “competencias combinadas” cuya base es la dualidad y especialización de tareas. Por ejemplo, la participación de las redes empresariales permite colaborar, compartir conocimientos y aprender de otros profesionales expertos en el campo, lo que favorece a los trabajadores a especializarse y ampliar su conocimiento y habilidades en áreas relacionadas en diferentes áreas. Otro ejemplo, es el conocimiento, que de acuerdo a los resultados obtenidos, requiere tanto habilidades en el campo de ejecución como complementarias tales como la comunicación, creatividad y trabajo en equipo.

Con las variables (competencias más representativas) y su combinación en la ejecución de tareas, las empresas podrían reaccionar y en consecuencia, poseer los requerimientos del sector de IA como profesionales altamente especializados pero que al mismo tiempo puedan ejecutar tareas y resolver problemas complejos que genera la dinámica del mercado en ese sector (Palacios et al. 2021). Por otro lado, las empresas deben estar conscientes de que la dinámica tecnológica de la IA no representa necesariamente un riesgo para la empresa, el verdadero riesgo es el de no poder mantenerse en el mercado frente a competidores que utilizan adecuadamente las competencias de los trabajadores para innovar de forma constante (Davenport & Kirby, 2016).

Si bien la investigación abordó las empresas mexicanas con desarrollo en IA, las variables representativas encontradas podrían ser también competencias determinantes en el éxito económico de otros sectores, aunque no se descarta que las características y dinámica tecnológica de otros sectores condicione la intensidad y la forma de combinación de ellas en la ejecución de las tareas. Sin embargo, lo que si puede inferirse es que la combinación de competencia aunado a la dualidad: especificación y amplitud puede incidir en cualquier sector de alta tecnología en su capacidad de innovación, emprendimiento, adquisición y aplicación de conocimientos, desarrollo y activación de redes y creación de ecosistemas empresariales.

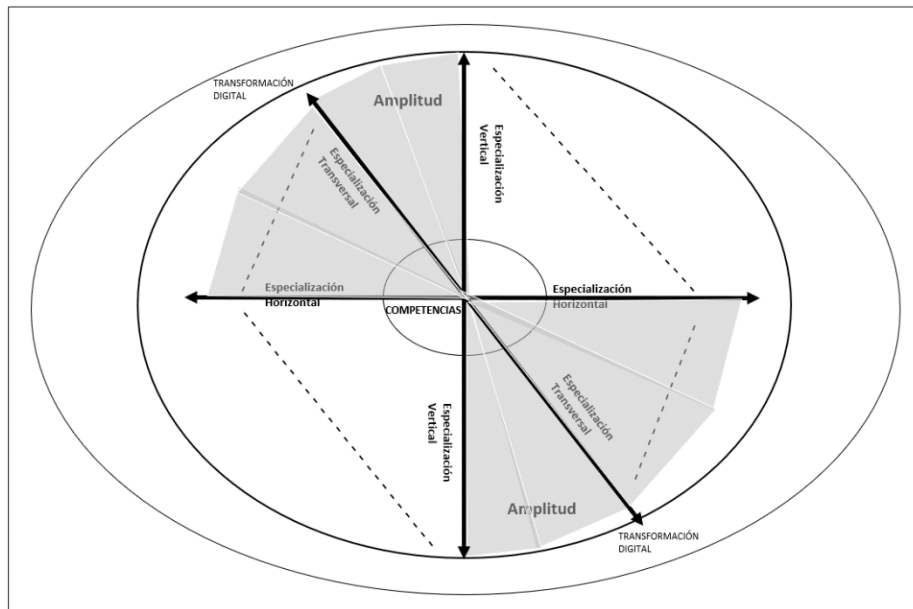
Los resultados obtenidos de las encuestas también permiten inferir que la combinación de competencias con base a las variables más representativas podría aplicarse en todas las empresas del sector e IA. En los resultados obtenidos se observó que para ese sector tecnológico el tamaño de la empresa no es un factor determinante para ser exitoso en la aplicación de las estrategias. Se encontró similitud en los diferentes tamaños de empresas, lo cual supone que existe una base de capacidad de innovación y de conocimiento de las empresas en este sector que permite observar la inmediata disposición de la gestión empresarial de abordar el cambio tecnológico. No tener la disposición al CT significaría la salida inmediata del mercado de estas empresas (Christensen, 1997; Hamel & Prahalad, 1994).

Retomando la pretensión de esta investigación de identificar competencias que permitan abordar la configuración teórica y conceptual de las capacidades de dominio de conocimiento en el sector de alta tecnología y considerando el hallazgo encontrado (Dualidad: especialización - amplitud) dentro del conjunto de variables más representativas relacionadas con las competencias se podría afirmar que la intensidad de la especialización de las tareas en el sector de alta tecnología y que no son sustituibles por máquinas (especialización horizontal) (Autor, 2015), se conforman junto a otras tareas especializadas en labores de coordinación, planificación, gestión estratégica o gestión de innovación (especialización vertical) (Frey & Osborne, 2017) en elementos centrales de la configuración de dicha dualidad. Sin embargo, las variables representativas encontradas sobre competencias permiten también inferir que el desarrollo de las mismas no solo se llevaría a cabo con la combinación y la ocurrencia al mismo tiempo de la ejecución de la tarea (especialización vertical y horizontal), sino que además la adaptación de las empresas a la dinámica de la TD actual exige de otro conjunto de conocimientos y tareas especializadas (competencias). Para efectos de la investigación y de acuerdo a los resultados obtenidos por las encuestas y análisis de datos, estas son las variables (competencias) que guardan relación con la adaptación de las empresas del sector de IA a la TD: actitud, alianzas estratégicas, infraestructura, innovación ad hoc, aptitud, experiencia acumulada, creatividad, conocimiento, intercambio social, competencias distintivas e inventivas, sensibilidad, perseverancia, learning by doing, innovaciones incrementales, ingeniería inversa, efectividad, redes formales e informales, interdisciplinariedad de conocimientos, redes internas y externas, proximidad, unidades estratégicas, conocimiento de los fundadores y aprendizaje de los fracasos empresariales.

De acuerdo con esto tenemos entonces que la transformación digital exige de un tipo de especialización de tareas para la adaptación de las empresas. Tales tareas son intrínsecas y se realizan dentro de las empresas, pero son solo posibles realizar por los inputs de la TD que ocurre fuera de las empresas. Los cambios o factores externos: económicos, tecnológicos, sociales, ambientales y hasta culturales influyen en el sistema organizativo y las estrategias de innovación. Dado que este tipo de inputs no pueden ser subestimados en la gestión de innovación y dada la intensidad de los cambios que cada uno de ellos está generando parece

inaplazable avanzar hacia una nueva perspectiva de la especialización de las tareas dentro de las empresas: la especialización transversal. Los trabajadores requieren de competencias alineadas con los cambios que ocurren en el contexto del mercado y necesariamente deben combinarlas con las competencias y ejecución de tareas específicas. Esta interconexión de tipos de especialización no solo es lo que legitima la amplitud de los conocimientos y habilidades especializadas de los trabajadores, sino, que, además, se conformaría en el modelaje exploratorio teórico dentro de la gestión de innovación para diseñar el desarrollo estratégico de las competencias con base al Dominio del Conocimiento (ver figura 49)

Figura 49. Capacidades de dominio de conocimiento



Fuente: Elaboración propia junto al investigador Rafael Palacios, Business & Law School Berlín

De acuerdo a la figura anterior quedan varias preguntas abiertas para futuras investigaciones: La primera es constatar, si en efecto la amplitud de las competencias ocurre más a través de la especialización vertical - transversal o al contrario se desarrolla más con la combinación especialización horizontal y transversal. Esto podría demostrar en parte el grado e intensidad de adaptabilidad de las empresas de alta tecnología a la TD. La segunda, es saber si este comportamiento de la dualidad especialización y amplitud para la adaptación a la TD es diferente de acuerdo al sector en el que estén las empresas. Para el caso del sector de

inteligencia artificial la necesidad de adaptación es muy alta y por lo tanto, también la intensidad de la dualidad especialización - amplitud sería alta, sin embargo, no se puede a priori determinar con cual tipo de combinación de especializaciones (competencias) se movería o tendería más la gestión de innovación. De acuerdo a lo dicho anteriormente, toda esta configuración de nuevos elementos que caracterizan el desenvolvimiento y los efectos de las competencias de los trabajadores a la TD es lo que conformaría un input en los estudios en el campo de la innovación para abordar las capacidades de dominio de conocimiento como el conjunto de competencias necesarias para que las empresas de alta tecnología puedan adaptarse y sostenerse ante la dinámica de la TD.

### *Sobre el sector de Inteligencia Artificial en México*

Los resultados obtenidos por la selección y análisis del estudio de caso sobre competencias en las 51 empresas encuestadas en México se pueden describir de la siguiente manera:

- a) La selección de las empresas de IA en México conservan características similares generales sobre la valorización de las competencias más relevantes de sus trabajadores para mantenerse productivas y enfrentar la competencia.
- b) Con la selección de las empresas mexicanas en el sector de IA fue posible la identificación de variables representativas y el análisis de la dimensión estratégica de las competencias como por ejemplo el hallazgo de la dualidad: especialización - amplitud. Esto demuestra que las empresas mexicanas poseen un potencial muy alto y muy representativo en la región latinoamericana para el desarrollo de investigaciones vinculadas con las capacidades de innovación.
- c) Las empresas mexicanas son susceptibles para el desarrollo de estudios cuya intención sea la de integrar nuevos enfoques sobre competencias. Las capacidades de dominio de conocimiento como concepto estratégico dentro de la gestión de innovación podría ser muy atractivo y representar un alto impacto en el desarrollo de productos y servicios.
- d) Las empresas conservan patrones de gestión de innovación similares a las empresas de IA a nivel global. Esto se refiere al valor del capital humano para adaptarse al cambio tecnológico y la transformación digital. La innovación es un imperativo de las empresas; sin

embargo, las evidencias de la innovación a través de la creación de nuevos productos y servicios tecnológicos en el mercado y la medición de su impacto no son claramente reconocibles.

e) Se manifiesta en el desarrollo de las encuestas que los esfuerzos para la innovación y el desarrollo de competencias de los trabajadores se generan con poca visión de ecosistema; no se observan redes institucionales y empresariales que impacten en lo que la empresa hace.

f) A diferencia de muchos países a escala global, México tiene un rendimiento más estratégico a nivel de políticas públicas para apoyar a las empresas del sector de IA que un rendimiento a nivel de programas y operacionalización de los mismos. Esto podría estar influyendo en la generación de innovaciones e impacto de ellas en la economía.

## **LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN**

Esta investigación aunque busca hacer más eficiente la gestión de innovación a través del desarrollo de un nuevo tipo de competencias, los resultados obtenidos están más orientados en la conceptualización, fundamentación teórica y desarrollo estratégico que a la operacionalización de las variables (competencias). Es decir, los resultados obtenidos no precisan la intensidad, las acciones concretas ni el impacto de las variables dentro y fuera de las empresas. Las variables identificadas fueron obtenidas mediante métodos cualitativos y cuantitativos que legitiman su existencia y su valor, pero no necesariamente su operacionalización. No se analizó la efectividad de cada variable, esto podría representar uno de los retos posteriores en la gestión de innovación del sector de alta tecnología.

Es importante aquí resaltar que la dinámica actual del CT hace que las competencias identificadas para ser aplicadas en el sector de IA tengan un desarrollo dinámico y no permanente. Esto significa, que se requiere de un constante monitoreo sobre la legitimidad de estas variables en la gestión empresarial.

Otra limitación en la aplicación de los métodos utilizados para el análisis de datos fue la aplicación de PCA. El método tiene por limitación la sensibilidad a valores atípicos, por lo

que es posible obtener resultados con un margen de error mínimo. El método exige del cuidado de no reducir en extremo la dimensionalidad del conjunto de datos obtenidos con el fin de no perder la información obtenida, sobre todo la información relevante. Por su parte, el método K-means permite observar que la forma y tamaño de los clústeres son esféricos y con tamaño similar, sin embargo, en algunos casos los clústeres podrían tomar formas complejas o tamaños muy diferentes; en estos casos el algoritmo podría asignar incorrectamente puntos a clústeres equivocados o crear clústeres adicionales dando como resultado la segmentación de datos no precisa.

## REFERENCIAS

- Abbott, R., & Bogenschneider, B. (2018). Should robots pay taxes: Tax policy in the age of automation. *Harv. L. & Pol'y Rev.*, 12, 145.
- Abdi, H., & Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, 2(4), 433-459.
- Acemoglu, D. (2002). Technical change, inequality, and the labor market. *Journal of economic literature*, 40(1), 7-72.
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of labor economics* (Vol. 4, pp. 1043-1171). Elsevier.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488-1542.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 25-35.
- Acosta, D. A. R. (2013). Uso de la ingeniería inversa como metodología de enseñanza en la formación para la innovación. *Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería*.
- Adams, R., Bessant, J., & Phelps, R. (2006). Innovation management measurement: A review. *International journal of management reviews*, 8(1), 21-47.
- Adner, R., & Helfat, C. E. (2003). Corporate effects and dynamic managerial capabilities. *Strategic management journal*, 24(10), 1011-1025.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: the simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Press.
- Agrawal, A., Catalini, C., Goldfarb, A., & Luo, H. (2018b). Slack time and innovation. *Organization Science*, 29(6), 1056-1073.



- Aguilar, F. V. (2018). Transformación digital: del lifting a la reconversión. *Revista Tecnología, Ciencia y Educación*, (10).
- Agut, S. & Grau, R. (2001). Una aproximación psicosocial al estudio de las competencias. *Proyecto social: revista de relaciones laborales*, (9), 13-24. Universitat Jaume I Castellón.
- Akman, A., Hürses, C., Yildirim, N., & Gultekin-Karakas, D. Text mining for clustering the national digital transformation policies: positioning turkey's digital roadmap.
- Alam, K., Ali, M. A., Erdiaw-Kwasie, M. O., Murray, P. A., & Wiesner, R. (2022). Digital transformation among SMEs: does gender matter?. *Sustainability*, 14(1), 535.
- Albrieu, R., Rapetti, M., Brest López, C., Larroulet, P. y Sorrentino, A. (2018). Inteligencia artificial y crecimiento económico. Oportunidades y desafíos para México. *Inteligencia Artificial y Crecimiento Económico en América Latina*. Buenos Aires: CIPPEC.
- Altenburg, T., Qualmann, R., & Weller, J. (2001). Modernización económica y empleo en América Latina: propuestas para un desarrollo incluyente. CEPAL.
- Amabile, T. M., Conti, R., Coon, H., Lazenby, J., & Herron, M. (1996). Assessing the work environment for creativity. *Academy of management journal*, 39(5), 1154-1184.
- Ambrosini, V., & Bowman, C. (2009). What are dynamic capabilities and are they a useful construct in strategic management? *International journal of management reviews*, 11(1), 29-49.
- Anderson, N., & West, M. A. (1996). The Team Climate Inventory: Development of the TCI and its applications in teambuilding for innovativeness. *European Journal of work and organizational psychology*, 5(1), 53-66.
- Anderson, N. R., & West, M. A. (1998). Measuring climate for work group innovation: development and validation of the team climate inventory. *Journal of Organizational Behavior: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior*, 19(3), 235-258.

- Anguita, J. C., Labrador, J. R., Campos, J. D., Casas Anguita, J., Repullo Labrador, J., & Donado Campos, J. (2003). La encuesta como técnica de investigación. Elaboración de cuestionarios y tratamiento estadístico de los datos (I). *Atención primaria*, 31(8), 527-538.
- Antonak, R., and Livneh, H. (1988). *The measurement of attitudes toward people with disabilities: Methods, psychometrics and scales*. Springfield, IL: Charles C. Thomas, Publisher.
- Antonelli, C. (2008), *The Economics of Innovation*, Londres, Routledge Major Works.
- Antonelli, C. (2009). The economics of innovation: from the classical legacies to the economics of complexity. *Economics of Innovation and New Technology*, 18(7), 611-646.
- Araya, J. y Estay, H. (2006). *Brecha digital regional de Chile [tesis]*. Chile
- Arenal, A., Armuña, C., Villaverde, S. R., & González, C. F. (2018). Ecosistemas emprendedores y startups, el nuevo protagonismo de las pequeñas organizaciones. *Economía industrial*, (407), 85-94
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis*.
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58, 82-115.
- Arroyo, A., Bruno, C., Di Rienzo, J., & Mónica, B. (2005). Árboles de expansión mínimos: ayudas para una mejor interpretación de ordenaciones en bancos de germoplasma. *Interciencia*, 30(9), 51-63.
- Atos (2019). *Which technologies will power your business tomorrow? Look Out 2020+ Tech Trends*.
- Atuahene-Gima, K. (1995). An exploratory analysis of the impact of market orientation on new product performance: a contingency approach. *Journal of Product Innovation Management: an international publication of the product development & management association*, 12(4), 275-293.

- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly journal of economics*, 118(4), 1279-1333.
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S. (2008). Trends in US wage inequality: Revising the revisionists. *The Review of economics and statistics*, 90(2), 300-323.
- Autor, D. H., & Handel, M. J. (2013). Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of labor Economics*, 31(S1), S59-S96.
- Autor, D. (2014). Polanyi's paradox and the shape of employment growth (No. w20485). National Bureau of Economic Research.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation», en *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, n. ° 3, pp. 3-30.
- Azubuiké, V. M. (2013). Technological innovation capability and firm's performance in new product development. *Communications of the IIMA*, 13(1), 4.
- Bahoo, A., Fontana, R. & Malerba, F. (2021) Knowledge Contexts of Entrepreneurship, New Entrants' Capabilities, and Performance Outcomes. 18th International Schumpeter Conference. Rome, Italia.
- Bakhshi, H., Downing, J. M., Osborne, M. A., & Schneider, P. (2017). *The future of skills: Employment in 2030*. Pearson.
- Baki, N. U., Rasdi, R. M., Krauss, S. E., & Khaizer, M. (2023). Employee Competencies in the Age of Artificial Intelligence: A Systematic Review from Southeast Asia.
- Balcar, J., Janickova, L., & Filipová, L. (2014). What general competencies are required from the Czech labour force?. *Prague economic papers*, 2014(2), 250-265
- Baldwin, T. T., & Padgett, M. Y. (1994). Management development: A review and commentary. *Key Reviews in Management Psychology*, Wiley, New York, 270-320.
- Bard, J. F., Balachandra, R., & Kaufmann, P. E. (1988). An interactive approach to R&D project selection and termination. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 35(3), 139-146.

- Barlow, M. (2016). AI and medicine: Data-driven strategies for improving healthcare and saving lives.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of management*, 17(1), 99-120.
- Barrabés, C. (2016). Transformación Digital y Mercado de Trabajo. Foro para el futuro del empleo. BBVA.
- Barrios-Hernández, K. D. C., Olivero-Vega, E., & Figueroa-Saumet, B. (2020). Condiciones de la gestión del talento humano que favorecen el desarrollo de capacidades dinámicas. *Información tecnológica*, 31(2), 55-62.
- Baruffaldi, S., et al. (2020), "Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible", OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2020/05, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5f65ff7e-en>.
- Baskerville, R. F. (2003). Hofstede never studied culture. *Accounting, organizations and society*, 28(1), 1-14.
- Bateman, S., Gutwin, C., & Nacenta, M. (2008, June). Seeing things in the clouds: the effect of visual features on tag cloud selections. In *Proceedings of the nineteenth ACM conference on Hypertext and hypermedia* (pp. 193-202).
- Bates, T. (2018) "Humans Wanted: online learning and skills development"
- 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.
- Baumol, W. J. (1990). Entrepreneurship: Productive, unproductive, and destructive. *Journal of Political Economy*, 98(5), 893-921.
- Baumol, W., Litan, R. & Schramm, C. (2008). "Capitalismo Bueno, Capitalismo Malo, y la Economía del Crecimiento y la Prosperidad"
- Bayón-Sosa, M. L. (2013). La propuesta para el desarrollo de la Cepal en el siglo XXI. Alcance explicativo", Tesis doctoral, Facultad de Economía, Universidad de La Habana.

- Belapatiño, V., Blazheski, F., Bolívar, F., Casillas, A., Castañeda, M., García, J., Manías, J., Orkun, B., Ortiz, A., Rodrigo, T., Ruiz, P. & Salazar, S. A. (2020). The COVID-19 impact on Consumption in Real Time and High Definition. A Big Data BBVA Research ProjectMonthly.
- Bell, M., & Pavitt, K. (1995). The development of technological capabilities. Trade, technology and international competitiveness, 22(4831), 69-101.
- Benini, R. (2016). Some key policy issues related to technology change, knowledge and absorption capacities in a country comparison perspective. *Economic Change and Restructuring*, 49(2), 95-112.
- Berry, M. W., & Kogan, J. (Eds.). (2010). *Text mining: applications and theory*. John Wiley & Sons.
- Berryhill, J., Heang, K. K., Clogher, R., & McBride, K. (2019). *Hello, World: Artificial intelligence and its use in the public sector*.
- Bernal, G., Mungaray, A. (2017). *Los índices de competitividad en México*.
- Bessen, J. E. (2016). *How computer automation affects occupations: Technology, jobs, and skills*. Boston Univ. school of law, law and economics research paper, (15-49).
- Beylis, G., Jaef, R. F., Morris, M., & Sebastian, A. R. (2020). *Efecto Viral: COVID-19 y la transformación acelerada del empleo en América Latina y el Caribe*. World Bank Publications.
- Blanco-Jiménez, M., Cruz Álvarez, J., Romo, H., & Tejeda Villanueva, A. (2018). *Internacionalización de las empresas mexicanas en el sur de Estados Unidos y sus competencias globales*. *Norteamérica*, 13(2), 143-168.
- Booth, A., Sutton, A., Clowes, M., & Martyn-St James, M. (2021). *Systematic approaches to a successful literature review*.
- Boscherini, F. y L. Poma (2000). *Más allá de los distritos industriales: el nuevo concepto de territorio en el marco de la economía global*.
- Bostrom, N. (2014). *Superintelligence: Paths, dangers, strategies*. Oxford University Press.

- Bowles, S., Gintis, H., & Osborne, M. (2001). The determinants of earnings: A behavioral approach. *Journal of economic literature*, 39(4), 1137-1176.
- Boyatzis, R. E. (1991). *The competent manager: A model for effective performance*. John Wiley & Sons.
- Brakman, S., Garretsen, H., & van Witteloostuijn, A. (2021). Robots do not get the coronavirus: The COVID-19 pandemic and the international division of labor. *Journal of International Business Studies*, 52(6), 1215-1224.
- Breschi, S., & Malerba, F. (2005). *Clusters, networks and innovation*. Oxford University Press.
- Brougham, D., & Haar, J. (2017). Employee assessment of their technological redundancy. *Labour & Industry: a journal of the social and economic relations of work*, 27(3), 213-231.
- Bruns, A. (2012). Ad Hoc innovation by users of social networks: The case of Twitter. In *International Conference on Indicators and Concepts of Innovation (5th) and Concepts of Innovation NET4SOCIETY Networking Event for Socio-economic Sciences and Humanities in the 7th Framework Programme* (pp. 1-1).
- Brusoni, S., Cassi, L., & Tuna, S. (2021). Knowledge integration between technical change and strategy making. *Journal of Evolutionary Economics*, 31, 1521-1552.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- Buck, D., & Vanessa, A. (2018). *Política pública para disminuir la brecha digital en Morelia, Michoacán*.
- Buckingham, M., & Clifton, D. O. (2001). *Now, discover your strengths*. Simon and Schuster.
- Budros, A. (1999). A conceptual framework for analyzing why organizations downsize. *Organization Science*, 10(1), 69-82.
- Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A., & Subramaniam, A. (2018). *Skill shift: Automation and the future of the workforce*. McKinsey Global Institute, 1, 3-84.

- Burns, T., & Stalker, G. M. (1961). Mechanistic and organic systems. *Classics of organizational theory*, 209-214.
- Burgos-Videla, C. G., Castillo Rojas, W. A., López Meneses, E., & Martínez, J. (2021). Digital competence analysis of university students using latent classes. *Education Sciences*, 11(8), 385.
- Burt, R. S. (1995). *Structural holes: The social structure of competition*. Harvard university press.
- Burt, R. S. (2005). *Brokerage and Closure: An Introduction to Social Capital*. Oxford University Press.
- Bustos, É. (2020). ¿El coronavirus impondrá la revolución 4.0 en América Latina? *Latin Trade (Spanish)*, 28(1), 9.
- Cabrerizo, J. (2016) *La transformación Digital en Unidad Editorial*
- Cámara de Comercio de Santiago (CSS) (2019). *Desafíos en la evolución de las empresas hacia La Transformación Digital*
- Camisón, C., Lapiedra, R., Segarra, M., & Boronat, M. (2002). Meta-análisis de la relación entre tamaño de empresa e innovación. España: Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas.
- Cantner, U., & Vannuccini, S. (2018). Elements of a Schumpeterian catalytic research and innovation policy. *Industrial and Corporate Change*, 27(5), 833-850.
- Capitanio, F., Coppola, A., & Pascucci, S. (2009). Indications for drivers of innovation in the food sector. *British Food Journal*.
- Carabaña Morales, J. (2011). Competencias y universidad: o un desajuste por mutua ignorancia. *Bordón: revista de pedagogía*.
- Carlsson, B., Braunerhjelm, P., McKelvey, M., Olofsson, C., Persson, L., & Ylinenpää, H. (2013). The evolving domain of entrepreneurship research. *Small business economics*, 41(4), 913-930.

- Cariço, G. (2018). The EU and artificial intelligence: A human-centred perspective. *European View*, 17(1), 29–36. <https://doi.org/10.1177/1781685818764821>
- Casson, M. (1982). *The entrepreneur: An economic theory*. Rowman & Littlefield.
- Castaldi, C. y Dosi, G. (2009), *Cambio tecnológico y crecimiento económico: Algunas lecciones de pautas seculares y algunas conjeturas sobre el impacto actual de las TIC*.
- Castellanos, B., Llivina, M. J., & Fernández, A. M. (2001). *La gestión de la actividad de ciencia e innovación tecnológica y la competencia investigativa del profesional de la educación*. Curso 8. Colección Proyectos.
- Castells, M. (2001). *Reflexiones sobre Internet, empresa y sociedad*. La Galaxia Internet.
- Castrillón, M. A. G. (2018). La capacidad dinámica de aprendizaje. *Desarrollo gerencial*, 10(1), 29-47.
- Cattell Heather E. P., Cattell A. Karen S., Cattell Raymond B. (2013). 16 PF-5. TEA Ediciones Madrid. ISBN/ISSN/DL: 978-84-15-26286-2
- Cebon, P., Newton, P., & Noble, P. (1999). *Innovation in firms: towards a framework for indicator development*. Melbourne Business School, Working Paper, 99.
- CEDEFOP (2008). ¿Ha sacrificado Alemania su concepto de competencia en el altar de la UE? *Revista Europea de Formación Profesional* No. 44, pág. 8
- Centro de Investigación en Política Pública (2020). *Índice de Competitividad Estatal 2020*. link: <https://imco.org.mx/indice-de-competitividad-estatal-2020/>
- Cette, G., Lopez, J., & Mairesse, J. (2016). *Labour market regulations and capital labour substitution*. Available at SSRN 2848383.
- Cevasco, L., Corvalán, J. G., & Le Fevre, E.M. (2019). *Inteligencia Artificial y trabajo. Construyendo un nuevo paradigma de empleo*.
- Chainey, R. (2017). *The global economy will be \$16 trillion bigger by 2030 thanks to AI*. World Economic Forum 27 Jun 2017.



- Chakma, S., & Chaijinda, N. (2020). Importance of reskilling and upskilling the workforce. วารสาร สห ศาสตร์ ศรีปทุม ชลบุรี Interdisciplinary Sripatum Chonburi Journal (ISCJ), 6(2), 23-31.
- Chamorro-Premuzic, T. (2021). The Essential Components of Digital Transformation. Harvard Business Review.
- Chaparro K., & Sierra, N. (2021). La empresa en tiempos de covid-19. Estudio de caso: “Arturo Calle”.
- Chávez, J. M., Martínez, J. G., & Dávila, R. (2022). Economía del Conocimiento, Aproximaciones Académicas. Revista Daena (International Journal of Good Conscience), 17(3).
- Chen, C. J. (2004). The effects of knowledge attribute, alliance characteristics, and absorptive capacity on knowledge transfer performance. R&D Management, 34(3), 311-321.
- Chen, C., Hicks, D. (2004). Tracing knowledge diffusion. Scientometrics 59, 199–211. <https://doi.org/10.1023/B:SCIE.0000018528.59913.48>
- Chernyshenko, O. S., Kankaraš, M., & Drasgow, F. (2018). Social and emotional skills for student success and well-being: Conceptual framework for the OECD study on social and emotional skills.
- Chiacchio, F., Petropoulos, G., & Pichler, D. (2018). The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach (No. 2018/02). Bruegel working paper.
- Chien, S. & Tsai, C. (2012). Dynamic capability, knowledge, learning, and firm performance. Journal of Organizational Change Management.
- Chiesa, V., & Masella, C. (1996). Searching for an effective measure of R&D performance. Management Decision.
- Christis, J. (1988) Taylorisme en nieuwe produktieconcepties. Te Eldfer Ure, Nijmegen, n. 41.
- Christensen, C. M. (1997). The innovator's dilemma: When new technologies cause great firms to fail. Harvard Business Review Press.

- Chui, M. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier. McKinsey and Company Global Institute, 47, 3-6.
- Clarke, L., & Winch, C. (2006). A European skills framework? —but what are skills? Anglo-Saxon versus German concepts. *Journal of Education and Work*, 19(3), 255-269.
- Coccia M. (2018). Which technological characteristics matter most in evolutionary pathways of new technology? Hedonic pricing method for detecting and predicting technological trajectories in smartphone. Working Paper CocciaLab n. 36, CNR -- National Research Council of Italy, Turin.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 115-146). University of Chicago Press.
- Collins, C., Dennehy, D., Conboy, K., & Mikalef, P. (2021). Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 60, 102383.
- Cohron, M., Laroia, A., Cummings, S., & Yavar, E. (2020). Covid-19 Is Accelerating the Rise of the Digital Economy. *Digital Transformation in the Pandemic & Post-Pandemic Era*.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative science quarterly*, 128-152.
- Community Guides for Jupyter. (s.f.). Jupyter Project Documentation. <https://docs.jupyter.org/en/latest/index.html>
- Conner, K. R., & Prahalad, C. K. (1996). A resource-based theory of the firm: Knowledge versus opportunism. *Organization science*, 7(5), 477-501.
- Conti, M., Passarella, A. y Das, SK (2017). Internet de las personas (IoP): una nueva ola en la informática móvil generalizada. *Computación generalizada y móvil*, 41, 1-27.

- Contreras, Y. S., Díaz, F. M. R., Tamez, L. L. G., Arreguín, J. J. N., & Camacho, M. V. C. (2017). Impacto de la desconfianza en la dinámica de la empresa familiar. *Global de negocios*, 5(6), 35-45.
- Coombs, R. (1996). Core competencies and the strategic management of R&D. *R&d Management*, 26(4), 345-355.
- Coombs, R., Hull, R., & Peltu, M. (1998). Knowledge management practices for innovation: an audit tool for improvement. CRIC, The University of Manchester CRIC Working Paper, 6.
- Cooper, R. G., Edgett, S. J., & Kleinschmidt, E. J. (1999). New product portfolio management: practices and performance. *Journal of Product Innovation Management: An International Publication of The Product Development & Management Association*, 16(4), 333-351.
- Cordero, R. (1990). The measurement of innovation performance in the firm: an overview. *Research policy*, 19(2), 185-192.
- Cormican, K., & O'Sullivan, D. (2004). Auditing best practice for effective product innovation management. *Technovation*, 24(10), 819-829.
- Corujo, A. & Cortés, S. (2016) Todos somos startups. La auténtica transformación: Mitos y claves.
- Corvalan, J. G. (2019). El impacto de la inteligencia artificial en el trabajo. *Revista de Direito Econômico e Socioambiental*, 10(1), 35-51.
- COUNCIL OF ECONOMIC ADVISORS, & United States. President. (1947). The Economic Report of the President. Government Printing Office. UNITED STATES.
- Coursera (2019). Global Skills Index 2019.
- Covarrubias, P. (2016). CTO vs CIO
- Cueva, F. D. (2014). Efectos del cambio climático en la economía, el comercio internacional y la estrategia empresarial. *Contabilidad y negocios*, 9(18), 75-98.
- Da Silva, M.; Rivoir, A. & Romano, J. (2017). Desafíos a la Inclusión Digital.

- Daffertshofer, A., Lamothe, C. J., Meijer, O. G., & Beek, P. J. (2004). PCA in studying coordination and variability: a tutorial. *Clinical biomechanics*, 19(4), 415-428.
- Damanpour, F. (1991). Organizational innovation: A meta-analysis of effects of determinants and moderators. *Academy of management journal*, 34(3), 555-590.
- Damanpour, F. (1996). Organizational complexity and innovation: developing and testing multiple contingency models. *Management science*, 42(5), 693-716.
- Dans, E. (2016). Artificial intelligence is the new digital divide.
- Darlington, K. (2018). Inteligencia artificial (3): El futuro. BBVA Open Mind.
- Davenport, T. H., & Kirby, J. (2016). Only humans need apply: Winners and losers in the age of smart machines. New York: Harper Business.
- Davenport, T. H., & Redman, T. C. (2020). Digital Transformation Come Down to Talent in 4 Key Areas. *Harvard Business Review*, May, 21.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, 96(1), 108-116.
- David, H. J. J. O. E. P. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of economic perspectives*, 29(3), 3-30.
- Davies, A.; Fidler, D.; Gorbis, M. (2011). *Future Work Skills 2020*. Palo Alto (CA).
- Davis, M. C. (1998). Knowledge Management, information strategy, the *Executive Journal*. Vol (15), (1).
- De Haan, J. (2003). IT and social inequality in the Netherlands, *IT & Society* 1(4) (2003), 27-45.
- Deeds, D. L. (2001). The role of R&D intensity, technical development and absorptive capacity in creating entrepreneurial wealth in high technology start-ups. *Journal of engineering and technology management*, 18(1), 29-47.
- Deloitte Insights (2018). *State of AI in the Enterprise, 2nd Edition* Early adopters combine bullish enthusiasm with strategic investments.

- Deloitte Insights (2018b). Thriving in the era of pervasive IA
- Deloitte Insights (2019). Artificial Intelligence. The next frontier for investment management firms
- Deming, W. E. (1989). *Calidad, productividad y competitividad: la salida de la crisis*. Ediciones Díaz de Santos.
- DiMaggio, P., Hargittai, E., Celeste, C. & Shafer, S. (2004). Digital Inequality: From Unequal Access to Differentiated Use. In *Social Inequality*. Edited by Kathryn Neckerman. New York: Russell Sage Foundation. 355-400.
- Dini, M., Gligo, N., & Patiño, A. (2021). Transformación digital de las mipymes: elementos para el diseño de políticas.
- Dodgson, M., Gann, D. M., & Phillips, N. (Eds.). (2013). *The Oxford handbook of innovation management*. OUP Oxford.
- Donaldson, L. (2006). The contingency theory of organizational design: challenges and opportunities. *Organization design*, 19-40.
- 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
- Dosi, G. (1988). The nature of the innovative process. In G. Dosi, C. Freeman, R. Nelson, G. Silverberg, & L. Soete (Eds.), *Technical change and economic theory* (pp. 221-238). Pinter Publishers.
- Dosi, G., & Nelson, R. R. (2010). Technical change and industrial dynamics as evolutionary processes. *Handbook of the Economics of Innovation*, 1, 51-127.
- Dosi, G., Nelson, R. R., & Winter, S. G. (Eds.). (2000). *The nature and dynamics of organizational capabilities*. Oxford university press.
- Dougherty, D., & Dunne, D. D. (2012). Digital science and knowledge boundaries in complex innovation. *Organization Science*, 23(5), 1467-1484.

- Dougherty, D., & Hardy, C. (1996). Sustained product innovation in large, mature organizations: Overcoming innovation-to-organization problems. *Academy of management journal*, 39(5), 1120-1153.
- Drake, K. y Germe, F. (1994): Financing continuing training: what are the lessons from international comparison?. CEDEFOP. Thessaloniki
- Drucker, P. (1985). *Innovation and Entrepreneurship*. ISBN: 0060154284, 9780060154288.
- DuckerFrontier (2019). Índice de Preparación para la IA (AI Readiness Index)
- Duch-Brown, N., Gomez-Herrera, E., Mueller-Langer, F., Tolan, S. (2021). Artificial Intelligence Work and Market Power on Online Labour Markets. ISS
- Dunis, C., Middleton, P. W., Karathanasopolous, A., & Theofilatos, K. (2016). *Artificial intelligence in financial markets*. London: Palgrave Macmillan.
- Durand, C. D. D., & Lupaca, R. D. P. L. (2016). Origen, definición y modelos del fracaso empresarial: una revisión teórica. *Revista de Investigación Valor Contable*, 3(1), 47-56.
- Dutrénit, G., Anyul, M. P., Sanz-Menendez, L., Teubal, M., & Vera-Cruz, A. O. (2008). A policy model to foster coevolutionary processes of science, technology and innovation: the Mexican case (No. 2008-03). *Globelics-Global Network for Economics of Learning, Innovation, and Competence Building Systems*, Aalborg University, Department of Business and Management.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Dyer, B., & Song, X. M. (1998). Innovation strategy and sanctioned conflict: a new edge in innovation?. *Journal of Product Innovation Management: AN INTERNATIONAL PUBLICATION OF THE PRODUCT DEVELOPMENT & MANAGEMENT ASSOCIATION*, 15(6), 505-519.

- Echeverría, B., & Martínez, P. (2018). Revolución 4.0, competencias, educación y orientación. *Revista digital de investigación en docencia universitaria*, 12(2), 4-34.
- Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: what are they?. *Strategic management journal*, 21(10-11), 1105-1121.
- Ekvall, G. (1996). Organizational climate for creativity and innovation. *European journal of work and organizational psychology*, 5(1), 105-123.
- Endeavor (2018). El impacto de la Inteligencia Artificial en el emprendimiento.
- Erbes, A., Roitter, S., & Delfini, M. (2008). Conocimiento, organización del trabajo y empleo en tramas productivas. *Revista de Trabajo. Nueva Época*, 4(5), 73-86.
- Ernst, H. (2002). Success factors of new product development: a review of the empirical literature. *International journal of management reviews*, 4(1), 1-40.
- Escobar Valencia, M. (2005). Las competencias laborales: ¿La estrategia laboral para la competitividad de las organizaciones? *Estudios gerenciales*, 21(96), 31-55.
- Escott, M.P. (2020). Digitalización cómo nuevo patrón tecnológico dominante: Implicaciones en la innovación universitaria en México. Universidad Autónoma de Querétaro. Tesis Doctoral.
- Escott, M. P., Palacios, R., & Cruz, X. M. (2020). The new complexity and new dynamics of technological change; and its effects on innovation management. *IAMOT 2020 Conference Proceedings*. (p.1063–1076). Cairo, Egipto: International Association for Management of Technology.
- Estevadeordal, A., & Beliz, G. (2017). The future of work in Latin American Integration 4.0. *Integration and Trade Journal*, 21(42).
- Eveleens, C. (2010). Innovation management; a literature review of innovation process models and their implications. *Science*, 800(2010), 900.
- Fadel, C., Bialik, M., & Trilling, B. (2016). Educación en cuatro dimensiones: las competencias que los estudiantes necesitan para su realización.

- Fagerberg, J. (2003). Schumpeter and the revival of evolutionary economics: an appraisal of the literature. *Journal of evolutionary economics*, 13(2), 125-159.
- Fayol, H. (1916). *Administration industrielle et générale*. Dunod.
- Fernández-Esquinas, M., Oostrom, M. van, & Pinto, H. (2017). Key issues on innovation, culture and institutions: implications for SMEs and micro firms. *European Planning Studies*, 25(11), 1897-1907. <https://doi.org/10.1080/09654313.2017.1364770>
- Fernández, M. A. M., & Pozo, E. C. (2002). Tamaño, estructura e innovación organizacional. *Revista europea de dirección y economía de la empresa*, 11(3), 103-120.
- Fierro, J. Ó. O., Ramos, P. J. M., & Alcaraz, I. D. (2021). Madurez tecnológica e innovación en empresas mexicanas. *Investigación Administrativa*, 50(128), 1-27.
- Fisher, D. H. (1987). Knowledge acquisition via incremental conceptual clustering. *Machine learning*, 2(2), 139-172.
- Florida, R. (2002). *The Rise of the Creative Class: And How It's Transforming Work, Leisure, Community and Everyday Life*. Basic Books.
- Ford, H., & Crowther, S. (1922). *My life and work*. Binker North.
- Ford, M. (2016). *El auge de los robots: La tecnología y la amenaza de un futuro sin empleo*.
- Frank, M., Roehrig, P., & Pring, B. (2017). *What to do when machines do everything: How to get ahead in a world of AI, algorithms, bots, and Big Data*. John Wiley & Sons.
- Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., Feldman, M., Groh, M., Lobo, J., Moro, E., Wang, D., Youn, H. & Rahwan, I. (2019). Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(14), 6531-6539.
- Frankiewicz, B., & Chamorro-Premuzic, T. (2020). Digital transformation is about talent, not technology. *Harvard Business Review*, 6(3).



- Fränti, P., & Sieranoja, S. (2019). How much can k-means be improved by using better initialization and repeats?. *Pattern Recognition*, 93, 95-112.
- Freeman C., Clark J., Soete L. (1982) *Unemployment and Technical Innovation: A Study of Long Waves and Economic Development*, Frances Printer, London
- Freeman, C. y Soete, L. (1997). *La economía de la innovación industrial*. Prensa de psicología.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280.
- Furnham, A., & Craig, S. (1987). Fakeability and correlates of the Perception and Preference Inventory. *Personality and Individual Differences*, 8(4), 459-470.
- Gallardo, T. E., Aguilar, J. F. L., & Aracil, A. G. (2015). Competencias Vs. Capacidades: ¿Enfoques complementarios o excluyentes?
- Gallego-Arrufat, M. J. (2007). *Las funciones docentes presenciales y virtuales del profesorado universitario*.
- Gallo, M. A. (2002). Unidad y confianza en la empresa familiar. *Antiguos Alumnos*, 28-35.
- Galunic, D.C. and Rodan, S. (1998). Resource recombinations and the firm: knowledge structures and the potential for Schumpeterian innovation. *Strategic Management Journal*, 19, 1193–1201.
- García-Goñi, M., Maroto, A., & Rubalcaba, L. (2007). Innovation and motivation in public health professionals. *Health Policy*, 84(2-3), 344-358.
- Gentili, A., Compagnucci, F., Gallegati, M., & Valentini, E. (2020). Are machines stealing our jobs? *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 153-173.
- 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*. Düsseldorf.
- Giarini, O., & Liedtke, P. M. (1996). *The employment dilemma and the future of work*.

- Gil, C. (2018). Análisis de Componentes Principales (PCA). RPubS by RStudio. Licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License. Recuperado de: [https://rpubs.com/Cristina\\_Gil/PCA](https://rpubs.com/Cristina_Gil/PCA)
- Gil González, W. J., Mora Flórez, J. J., & Pérez Londoño, S. M. (2014). Analysis of the input data processing for fault location in power distribution systems. *Tecnura*, 18(41), 64-75.
- Gimpelson, V., & Oshchepkov, A. (2012). Does more unemployment cause more fear of unemployment?. *IZA Journal of Labor & Development*, 1, 1-26.
- Golub, T. R., Slonim, D. K., Tamayo, P., Huard, C., Gaasenbeek, M., Mesirov, J. P., Coller, H., Loh, M. L., Downing, J. R., Caligiuri, M. A., Bloomfield, C. D., & Lander, E. S. (1999). Selection of relevant genes for cancer classification using microarray analysis. *Nature Genetics*, 23(1), 83-86.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1, No. 2). Cambridge: MIT press.
- Gómez-Araujo, E., Lafuente, E., Vaillant, Y., & Gómez Núñez, L. M. (2015). El impacto diferenciado de la autoconfianza, los modelos de referencia y el miedo al fracaso sobre los jóvenes emprendedores. *Innovar*, 25(57), 157-174.
- Gómez, L. (2020) Es el Covid-19 una oportunidad para la transformación digital de las pymes en América Latina.
- Gómez Navarro, D. A., Alvarado López, R. A., Martínez Domínguez, M., & Díaz de León Castañeda, C. (2018). La brecha digital: una revisión conceptual y aportaciones metodológicas para su estudio en México. *Entreciencias: diálogos en la sociedad del conocimiento*, 6(16), 47-62.
- González, J. & Wagenaar, R. (2003). *Tuning Educational Structures in Europe. Informe Final - Proyecto Piloto, Fase 1*. Bilbao: Universidad de Deusto
- Graetz, G., & Michaels, G. (2017). DP11789 Is Modern Technology Responsible for Jobless Recoveries?

- Granovetter, M. S. (1973). The strength of weak ties. *American journal of sociology*, 78(6), 1360-1380.
- Grashof, N. & Kopka, A. (2021). Artificial Intelligence and Radical Innovation. An opportunity for all companies? Presented at the ISS Conference 2021
- Greve, H. R. (2003). A behavioral theory of R&D expenditures and innovations: Evidence from shipbuilding. *Academy of management journal*, 46(6), 685-702.
- Guayasmín, A., Fuertes, W., Campaña, M., & Toulkeridis, T. (2018, November). Formalistic Modelling Based on Pattern Recognition Applied to the Knowledge and Human Talent Sector in Ecuador. In 2018 ICAI Workshops (ICAIW) (pp. 1-6). IEEE.
- Guede-Cid, R., Rodas-Alfaya, L., Leguey-Galán, S., & Cid-Cid, A. I. (2021). Innovation efficiency in the Spanish service sectors, and open innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(1), 62.
- Guerrero, A. (1999): “El enfoque de las competencias profesionales: una solución conflictiva a la relación entre formación y empleo”. *Revista Complutense de Educación*, Vol. 10 No. 1 pp. 335-360
- Gulati, R. (1999). Network location and learning: The influence of network resources and firm capabilities on alliance formation. *Strategic Management Journal*, 20(5), 397-420.
- Gupta, A., Dengre, V., Kheruwala, H. A., & Shah, M. (2020). Comprehensive review of text-mining applications in finance. *Financial Innovation*, 6(1), 1-25.
- 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, 120392.
- Hagen, E. E. (1962). *On the Theory of Social Change: How Economic Growth Begins*. Homewood, IL: Dorsey Press
- Håkansson, H., & Snehota, I. (1995). *Developing relationships in business networks*. Routledge.

- Hall, D. L., & Nauda, A. (1990). An interactive approach for selecting IR&D projects. *IEEE transactions on Engineering Management*, 37(2), 126-133.
- Hamel, G. (1996). *Leading the revolution: How to thrive in turbulent times by making innovation a way of life*. Harvard Business Press
- Hamel, G. (2008). The future of management. *Human resource management international digest*, 16(6).
- Hamel, G., & Prahalad, C. K. (1994). *Competing for the future*. Harvard Business Review Press.
- Hammer, P. C. (1962). *Adaptive control processes: a guided tour* (R. Bellman).
- Handy, C. (1993). *Understanding organizations*. Penguin Books.
- Handy, C. (1995). "Trust and The Virtual Organization". *Harvard Business Review*. Vol. 73. No. 3. pp. 40
- Hanusch, H., & Pyka, A. (2006). Principles of neo-Schumpeterian economics. *Cambridge Journal of Economics*, 31(2), 275-289.
- Harford, T. (2011). *Adapt: Why success always starts with failure*. Farrar, Straus and Giroux.
- Hargittai, E. (2011). Digital na(t)ives? Variation in Internet skills and uses among members of the 'Net Generation.' *Sociological Inquiry*, 80(1).
- Harlak, H., Gemalmaz, A., Gurel, F. S., Dereboy, C., & Ertekin, K. (2008). Communication skills training: effects on attitudes toward communication skills and empathic tendency. *Education for Health*, 21(2), 62.
- Hart, D. (2003). Entrepreneurship policy: What it is and where it came from. The emergence of entrepreneurship policy. *Governance, start-ups and growth in the US knowledge economy*, 3-19.
- Hauser, J. R., & Zettelmeyer, F. (1997). Metrics to Evaluate R, D&E. *Research-Technology Management*, 40(4), 32-38.
- Hawkins, D. M. (1980). *Identification of outliers* (Vol. 11). London: Chapman and Hall.

- Hecklau, F., Galeitzke, M., Flachs, S., & Kohl, H. (2016). Holistic approach for human resource management in Industry 4.0. *Procedia Cirp*, 54, 1-6.
- Heijs, J., & Buesa, M. (2016). *Manual de economía de innovación*. IAIF, Universidad Complutense de Madrid Henderson.
- Heimerl, F., Lohmann, S., Lange, S., & Ertl, T. (2014, January). Word cloud explorer: Text analytics based on word clouds. In *2014 47th Hawaii international conference on system sciences* (pp. 1833-1842). IEEE.
- Helfat, C. E., Finkelstein, S., Mitchell, W., Peteraf, M., Singh, H., Teece, D., & Winter, S. G. (2009). *Dynamic capabilities: Understanding strategic change in organizations*. John Wiley & Sons.
- Henderson, R., & Cockburn, I. (1994). Measuring competence? Exploring firm effects in pharmaceutical research. *Strategic management journal*, 15(S1), 63-84.
- Hernández, E. S., Worthman, S. S., Huitrón, S. M. Á., & del Ángel, C. C. (2022). Economía del conocimiento y economía creativa como herramientas para salir de la crisis generada por el COVID-19 en América Latina y el Caribe: un enfoque hacia la Alianza del Pacífico.
- Hickman, L., Thapa, S., Tay, L., Cao, M., & Srinivasan, P. (2022). Text preprocessing for text mining in organizational research: Review and recommendations. *Organizational Research Methods*, 25(1), 114-146.
- Hodgson, G. M. (2015). *Conceptualizing capitalism*. University of Chicago Press.
- Holm, J. R., & Lorenz, E. (2021). The impact of artificial intelligence on skills at work in Denmark. *New Technology, Work and Employment*.
- Huang, Z. (1998). Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values. *Data mining and knowledge discovery*, 2(3), 283-304.
- Huesca, L., & Ochoa, G. (2016). Desigualdad salarial y cambio tecnológico en la Frontera Norte de México. *Problemas del desarrollo*, 47(187), 165-188.
- Huggins, R. (2008). The evolution of knowledge clusters: Progress and policy. *Economic development quarterly*, 22(4), 277-289.

- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). The company of the future. Harvard Business Press.
- Iansiti, M., & Richards, G. (2020). Coronavirus is widening the corporate digital divide. Harvard Business Review.
- Iglesias, C., Manuel, C., & Mesa, M. C. (2008). Fundamentos teóricos para la implementación de la didáctica en el proceso enseñanza-aprendizaje
- Iglesias, E., García, A., Puig, P., & Benzaqué, I. (2020). Inteligencia artificial: la gran oportunidad del siglo XXI: documento de reflexión y propuesta de actuación. Banco Interamericano de Desarrollo. DOI: [http://dx. doi. org/10.18235/0003037](http://dx.doi.org/10.18235/0003037) [01-06-2021].
- Iivari, N., Sharma, S., & Ventä-Olkkonen, L. (2020). Digital transformation of everyday life—How COVID-19 pandemic transformed the basic education of the young generation and why information management research should care? *International Journal of Information Management*, 55, 102183.
- Iman, N., Amanda, M & Angela, J. (2022). Digital transformation for maritime logistics capabilities improvement: cases in Indonesia. *Marine Economics and Management*, (ahead-of-print).
- Internet Society. (2017). Paths to Our Digital Future: Global Internet Report.
- Instituto Mexicano para la Competitividad (IMCO) (2018). Índices de Competitividad Estatal y Urbana 2018: ¿Ahora con quién me enojo? Herramientas de exigencia ciudadana.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (INEGI) (2016). Encuesta Nacional sobre Productividad y Competitividad de las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (ENAPROCE) 2015.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (INEGI) (2020). Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE)
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2021). Clasificación para Actividades Económicas
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2022). Indicador Trimestral de la Actividad Económica Estatal. Link: <https://www.inegi.org.mx/temas/itaee/#Tabulados>

- Instruments, O. L. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence. Organization for Economic Cooperation and Development.
- Jara, I., & Ochoa, J. (2020). Usos y efectos de la inteligencia artificial en educación. Sector Social división educación. Documento para discusión número IDB-DP-00-776. BID. doi: <http://dx.doi.org/10.18235/0002380>.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An introduction to statistical learning (Vol. 112, p. 18). New York: springer.
- Jenkins, H., Clinton, K., Puruhotma, Robison, A., & Weigel, M. (2006). Confronting the challenges of participatory culture: Media education for the 21st century. Cambridge: MIT Press.
- Jericó, P. (2010). No miedo. Alienta editorial.
- Jewell, C. (2021). Global innovation index 2021: tracking innovation through the COVID-19 crisis. Wipo Magazine, (3), 9-15.
- Jiao, H., Wei, J., & Cui, Y. (2010). An empirical study on paths to develop dynamic capabilities: From the perspectives of entrepreneurial orientation and organizational learning. *Frontiers of Literary Studies in China*, 4(1), 47-72.
- Joaquin, R. (2017). Análisis de Componentes Principales (Principal Component Analysis, PCA) y t-SNE. Available under an Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) at [https://www.cienciadedatos.net/documentos/35\\_principal\\_component\\_analysis](https://www.cienciadedatos.net/documentos/35_principal_component_analysis)
- Joerres, J.; McAuliffe, J; Beba, U.; Awad, AB; Chorh-Chuan, T; Condo, A; et al. (2016) The Future of Jobs - Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution.
- Johannesson, J., & Palona, I. (2010). The dynamics of strategic capability. *International Business Research*, 3(1), 3.
- Jolliffe, I. T. (2002). Principal component analysis for special types of data (pp. 338-372). Springer New York.
- Jones, T. M. (1991). Ethical decision making by individuals in organizations: An issue-contingent model. *Academy of management review*, 16(2), 366-395.

- Josten, C., & Lordan, G. (2020). Robots at Work: Automatable and non-automatable Jobs (pp. 1-24). Springer International Publishing.
- Kamkar, I., MacIntosh, B. J., Meyerand, M. E., & Prabhakaran, V. (2016). Variable selection in multivariate regression using principal component analysis. *Human Brain Mapping*, 37(5), 1885-1901.
- Kane, G. C., Palmer, D., Phillips, A. N., Kiron, D., & Buckley, N. (2015). Strategy, not technology, drives digital transformation. *MIT Sloan Management Review and Deloitte University Press*, 14(1-25).
- Kanungo, R. N., & Misra, S. (1992). Managerial resourcefulness: A reconceptualization of management skills. *Human relations*, 45(12), 1311-1332.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). Finding groups in data: an introduction to cluster analysis. John Wiley & Sons.
- Katz, R. (2017). Social and economic impact of digital transformation on the economy. *International Telecommunications Union*, 41.
- Katz, R. (2018). Capital humano para la transformación digital en América Latina.
- Katzenbach, J. R. (Ed.). (2000). El trabajo en equipo: ventajas y dificultades. Ediciones Granica SA.
- Kenney, M., Bearson, D., & Zysman, J. (2021). The platform economy matures: measuring pervasiveness and exploring power. *Socio-economic review*, 19(4), 1451-1483.
- Kerrigan, G. (2020). Cambio tecnológico: desarrollo y demanda de habilidades digitales y ajustes en la oferta de educación y formación en Chile.
- Kim, R. Y. (2020). The impact of COVID-19 on consumers: Preparing for digital sales. *IEEE Engineering Management Review*, 48(3), 212-218.
- Kimberly, J.R. (1981). Managerial innovation. In Nystrom, P.C. and Starbuck, W.H. (eds), *Handbook of Organizational Design*, Vol. 1. New York: Oxford University Press, pp. 84–10



- Kimberly, J. R., & Evanisko, M. J. (1981). Organizational innovation: The influence of individual, organizational, and contextual factors on hospital adoption of technological and administrative innovations. *Academy of management journal*, 24(4), 689-713.
- Knight Frank, H. (1921). Risk, uncertainty and profit. книга.
- Koch, S., Bosch, H., Giereth, M., & Ertl, T. (2010). Iterative integration of visual insights during scalable patent search and analysis. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 17(5), 557-569.
- Koen, P., Ajamian, G., Burkart, R., Clamen, A., Davidson, J., D'Amore, R., R., Elkins, C., Herald, K., Incorvia, M., Johnson, A., Karol, R., Seibert, R., Slavejkov, A. & Wagner, K. (2001). Providing clarity and a common language to the “fuzzy front end”. *Research-Technology Management*, 44(2), 46-55.
- Kogut, B., & Zander, U. (1992). Knowledge of the firm, combinative capabilities, and the replication of technology. *Organization science*, 3(3), 383-397.
- Kolb, D. A. (2014). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. FT press.
- Kondratieff, N. D. (1926). The major cycles of the conjuncture and the theory of forecast. Moscow: *Economika*. In Russian
- Kononova, O., He, T., Huo, H., Trewartha, A., Olivetti, E. A., & Ceder, G. (2021). Opportunities and challenges of text mining in materials research. *Iscience*, 24(3), 102155.
- Kor, Y. & Mesko, A. (2012). Research notes and commentaries Dynamic managerial capabilities: configuration and orchestration of top executives' capabilities and firms' dominant logic. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394.
- Kruger, M. E. (2005). *Creativity in the entrepreneurship domain* (Doctoral dissertation, University of Pretoria).

- Kumar, M., Shenbagaraman, V. M., Shaw, R. N., & Ghosh, A. (2021). Digital transformation in smart manufacturing with industrial robot through predictive data analysis. In *Machine Learning for Robotics Applications* (pp. 85-105). Springer, Singapore.
- Kurz, H. D. (2012). Schumpeter's new combinations. *Journal of evolutionary economics*, 22(5), 871-899.
- Kurzweil, R., Richter, R., Kurzweil, R., & Schneider, M. L. (1990). *The age of intelligent machines* (Vol. 579). Cambridge, MA: MIT press.
- Kurzweil, R. (2004). The law of accelerating returns. In *Alan Turing: Life and legacy of a great thinker* (pp. 381-416). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Kurzweil, R. (2005). *The singularity is near: When humans transcend biology*. Penguin.
- Kuswandi, D., Surahman, E., Thaariq, Z. Z. A., & Muthmainnah, M. (2018). K-Means clustering of student perceptions on project-based learning model application. In *2018 4th International Conference on Education and Technology (ICET)* (pp. 9-12). IEEE.
- Kuznets, S. (1971) *Modern Economic Growth: Findings and Reflections*. Obtenido el 1 de marzo de 2021 desde: <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/1971/kuznets/lecture/>
- Landström, H. (2005). *Entreprenörskapets rötter*.
- Lane, P., Salk, J., & Lyles, M. (2001). Absorptive Capacity, Learning, and Performance in International Joint Ventures, *Strategic Management Journal*, 22, 1139-1161. <https://doi.org/10.1002/smj.206>.
- Lanvin, B., & Evans, P. (2020). *The global talent competitiveness index. Global Talent in the Age of Artificial Intelligence*. INSEAD Business School, Adecco Group and Human Capital Leadership Institute.
- Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining* (Vol. 4). John Wiley & Sons.
- Larroulet, C. & Couyoumdjian, J. P. (2009). Entrepreneurship and growth: A Latin American paradox?. *The Independent Review*, 14(1), 81-100.

- Lawler III, E. E. (1994). From job-based to competency-based organizations. *Journal of organizational behavior*, 15(1), 3-15.
- Lawrence, P. R., & Lorsch, J. W. (1967). Differentiation and integration in complex organizations. *Administrative science quarterly*, 1-47.
- Lawson, M. B. (2001). In praise of slack: Time is of the essence. *Academy of Management Perspectives*, 15(3), 125-135.
- Lazonick W. & J. West (1998). "Organizational Integration and Competitive Advantage: Explaining Strategy and Performance in American Industry", *Technology, Organization, and Competitiveness*, en G. Dosi, D. Teece y J. Chytry, Oxford University Press, pp. 247 a 288
- Lee, M., Son, B., & Lee, H. (1996). Measuring R&D effectiveness in Korean companies. *Research-Technology Management*, 39(6), 28-31.
- Lee, K. (2016). Artificial intelligence, automation, and the economy. Executive Office of the President of the USA, 20.
- Lee, K. F., & Qiufan, C. (2021). AI 2041: Ten visions for our future. Currency.
- Lee, K., & Malerba, F. (2017). Catch-up cycles and changes in industrial leadership: Windows of opportunity and responses of firms and countries in the evolution of sectoral systems. *Research Policy*, 46(2), 338-351.
- Lee, K. F. (2018). AI superpowers: China, Silicon Valley, and the new world order. Houghton Mifflin.
- Leibenstein, H. (1966). Allocative efficiency vs. "X-efficiency". *The American Economic Review*, 56(3), 392-415.
- Leventhal, B. (2010). An introduction to data mining and other techniques for advanced analytics. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice*, 12(2), 137-153.
- Leví, G. & Ramos, E. (2013). Componentes de las competencias en los nuevos grados de algunas universidades españolas.

- Lévy-Leboyer, C., & Prieto, J. M. (1997). *Gestión de las competencias*. Barcelona: Gestión.
- Lévy-Leboyec, C. (2003). *Gestión de las competencias: cómo analizarlas, cómo evaluarlas, cómo desarrollarlas*. Barcelona: Gestión 2000.
- Li, F., Nucciarelli, A., Roden, S., & Graham, G. (2016). How smart cities transform operations models: a new research agenda for operations management in the digital economy. *Production Planning & Control*, 27(6), 514-528.
- Li, J. C., Benamraoui, A., Shah, N., & Mathew, S. (2021). Dynamic Capability and Strategic Corporate Social Responsibility Adoption: Evidence from China. *Sustainability*, 13(10), 5333.
- Liao, Y. C. (2010). *Internal capabilities, external network position, and knowledge creation*. Rensselaer Polytechnic Institute.
- Lievens, F., Deswelgh, W., & González, D. P. (1997). *Una revisión crítica del método del "Assessment Center"*. Colegio Oficial de Psicólogos de Madrid.
- Liu, D. Y., Chen, S. W., & Chou, T. C. (2011). Resource fit in digital transformation: Lessons learned from the CBC Bank global e-banking project. *Management Decision*.
- Llopart, P. X. (1997): *La gestión de los recursos humanos en base a competencias*, Tesis Doctoral, Departamento de Economía y Organización de Empresas. UAB. Barcelona
- Lloret, C. (2016). *Soñando hoy las ciudades del mañana*.
- Loebbecke, C., & Picot, A. (2015). Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 24(3), 149-157.
- Lombana, A. (2018). *La evolución de las brechas digitales y el auge de la Inteligencia Artificial (IA)*. *Revista Mexicana de Bachillerato a Distancia*, 10(20), 9.
- Lombardero Rodil, J. L. (2015). *Problemas y retos de gestión empresarial en la economía digital: estudio comparado y sistémico de competencias directivas (Doctoral dissertation)*.

- López, E. (2016). En torno al concepto de competencia: un análisis de fuentes. Vol. 20, núm. 1, enero-abril, 2016, pp. 311-322 Universidad de Granada, Granada, España
- López-Campos, Ó., González, I., García-Fuentes, A., & Bernal, J. (2014). Selection of relevant variables for multivariate quality control. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 132, 89-97.
- López-Roldán, P., & Fachelli, S. (2015). *Metodología de la investigación social cuantitativa*. Bellaterra (Cerdanyola del Vallès): Dipòsit Digital de Documents, Universitat Autònoma de Barcelona.
- López-Videla, M., & Daza, A. (2019). Branding para el sostenimiento de emprendimientos y futuras empresas. *Revista Investigación y Negocios*, 12(20), 7-20.
- Lowe, K. et al.; “Staff training in positive behaviour support: Impact on attitudes and knowledge”. *Journal of Applied Research in Intellectual Disabilities*, 2007. 20(1): p. 30-40.
- Lundvall, B. Å. (2004). The economics of knowledge and learning. In *Product innovation, interactive learning and economic performance*. Emerald Group Publishing Limited.
- Lundvall, B. Å. (2007). National innovation systems—analytical concept and development tool. *Industry and innovation*, 14(1), 95-119.
- Machi, L. A., & McEvoy, B. T. (2021). The literature review: Six steps to success.
- Makadok, R. (2001). Toward a synthesis of the resource-based and dynamic-capability views of rent creation. *Strategic management journal*, 22(5), 387-401
- Malecki, E. J., & Spigel, B. (2017). Innovation and entrepreneurship. In *The Elgar Companion to Innovation and Knowledge Creation*. Edward Elgar Publishing
- Malerba, F. (Ed.). (2010). *Knowledge intensive entrepreneurship and innovation systems: Evidence from Europe* (Vol. 48). Routledge.
- Malerba, F., & Mani, S. (Eds.). (2009). *Sectoral systems of innovation and production in developing countries: actors, structure and evolution*. Edward Elgar Publishing.

- Malerba, F., & McKelvey, M. (2020). Knowledge-intensive innovative entrepreneurship integrating Schumpeter, evolutionary economics, and innovation systems. *Small Business Economics*, 54(2), 503-522.
- Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R. & Sanghvi, S. (2017). Jobs lost; jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. McKinsey Global Institute, 150.
- Marengo, L., Mastrogiorgio, M. & Romagnoli, M. (2021). Sensitivity, Innovation Attitudes, and Perseverance as the Strategic Foundations of Exaptation
- Mariotti, S. G. (2000). Nuevos paradigmas tecnológicos.
- Marquina, P., Álvarez, C., Guevara, D., & 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. Lima, Perú, 2013.
- Martínez, X. (2016). Educación y competencias para vivir en la economía digital. *Gaceta Sindical: Reflexión y Debate*, 2016, num. 27, p. 197-202.
- Marutho, D., Handaka, S. H., & Wijaya, E. (2018, September). The determination of cluster number at k-mean using elbow method and purity evaluation on headline news. In 2018 international seminar on application for technology of information and communication (pp. 533-538). IEEE.
- Marx, C. (1867). *El Capital*. La Habana (1973). Editorial de Ciencias Sociales. Tomo I. p 141-142, 271, 325, 338, 392, 436-437.
- Massachusetts Institute of Technology MIT (2019). MIT report examines how to make technology work for society. Recuperado de: <http://news.mit.edu/2019/work-future-report-technology-jobs-society-0904>
- Maya, M. T., & Orellana, B. S. (2016). Desarrollo de soft skills una alternativa a la escasez de talento humano. *INNOVA Research Journal*, 1(12), 59-76.

- Maydón, L. (2016). Alto impacto, tecnología y las claves del éxito en la era de la transformación digital
- Mazzucato, M. (2018). The value of everything: Making and taking in the global economy. Hachette UK.
- McCarthy, J. (1959). Programs with common sense. Proceedings of the Teddington Conference on the Mechanization of Thought Processes, 77-84.
- McLaren, J. Gianni, Z. (2002). “La ‘brecha digital’ entre económicamente familias desfavorecidas en Australia.”
- McSherry, M. (2018). Will AI Widen or Weaken the Global Digital Divide?
- Medina, A. (2009). Fundamentación de las competencias discentes y docentes. Formación y desarrollo de las competencias básicas, 11-44.
- Mejía Jaramillo, M. I., y Torres Páez, J. (2020). Uso responsable de la inteligencia artificial en el sector público. Caracas: CAF. Disponible en [http://scioteca.caf.com/handle/123456789/1608\[01-06-2021\]](http://scioteca.caf.com/handle/123456789/1608[01-06-2021]).
- Méndez, L. M. (2020). La empresa como entidad formadora de los trabajadores, especialmente en competencias digitales. Revista General de Derecho del Trabajo y de la Seguridad Social, (56), 1.
- Mercader, J. (2016). Transformación Digital y Mercado de Trabajo. Foro para el futuro del empleo. BBVA.
- Mertens, L. (1996). Competencia laboral: sistemas, surgimiento y modelos.
- Metrics (2018). Estudio de Madurez de la Inteligencia Artificial en México
- Micheli, T., & 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. Vol. 9, Núm. 2 mayo-agosto, 2018.
- Microsoft (2019). El impacto de la IA en el mercado laboral en México. Microsoft AI+Tour.

- Mintzberg, H. (1980). Structure in 5's: A Synthesis of the Research on Organization Design. *Management science*, 26(3), 322-341.
- Miranda, J. (2015). El modelo de las capacidades dinámicas en las organizaciones. *Investigación administrativa*, 44(116), 0-0.
- MIT Technology Review (2020). La Inteligencia Artificial en las compañías latinoamericanas.
- Mitchell, T., & Brynjolfsson, E. (2017). Track how technology is transforming work. *Nature News*, 544(7650), 290.
- Mitroff, I. I. (1988). Business Not As Usual, Rethinking Our Individual, Corporate, and Industrial Strategies for Global Competition. *Journal of Business Ethics*, 7(9).
- Moe, K., Shotaro, B., Qi, W. & Masaru, Y. (2021). Artificial Intelligence in scientific activities: an organizational analysis of research teams
- Mohamad, I. B., & Usman, D. (2013). Standardization and its effects on K-means clustering algorithm. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 6(17), 3299-3303.
- Mohanty, M.S. "Effects of positive attitude on happiness and wage: Evidence from the US data". *Journal of Economic Psychology*, 2009. 30(6): p. 884-897. 14.
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2018). Foundations of machine learning. MIT
- 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
- Morcillo, P., Antón, J. M. R., Casani, F., & Pomedá, J. R. (2000). El valor de los conocimientos y del aprendizaje como fuente de competencias básicas distintivas. *Dirección y Organización*, (24)
- Morgan, J. (2014). *The Future of Work - Attract New Talent, Build Better Leaders, and Create a Competitive Organization*. Hoboken (NJ): Wiley.



- Muller, D. (1990). *The Dynamics of Company Profits. An international comparison*. Cambridge University Press.
- Munarriz, B. (1992). *Técnicas y métodos en investigación cualitativa*.
- Murmann, J. P. (2013). The coevolution of industries and important features of their environments. *Organization Science*, 24(1), 58-78.
- Muro, M., Liu, S., Whiton, J., & Kulkarni, S. (2017). *Digitalization and the American workforce*. November.
- Naciones Unidas. *Objetivos y metas de desarrollo sostenible: 17 objetivos para transformar nuestro mundo*. Consulta: abril de 2021]. Disponible en <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/sustainable-development-goals>
- Nadine, J. (1998). *Compétences et Compétitivité*. París: Les Éditions d'organisation
- Nagel, L. (2020), "The influence of the COVID-19 pandemic on the digital transformation of work", *International Journal of Sociology and Social Policy*, Vol. 40 No. 9/10, pp. 861-875. <https://doi.org/10.1108/IJSSP-07-2020-0323>
- Neck, H. M., Meyer, G. D., Cohen, B., & Corbett, A. C. (2004). An entrepreneurial system view of new venture creation. *Journal of small business management*, 42(2), 190-208.
- Nelson, R. R. (2016). *Economic development as an evolutionary process*. In *Handbook of alternative theories of economic development*. Edward Elgar Publishing.
- Nelson, R. R., & Winter, S. G. (1982). *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Harvard University Press.
- Nelson, R. R., & Winter, S. G. (2002). Evolutionary theorizing in economics. *Journal of economic perspectives*, 16(2), 23-46.
- Neut (2017). *Transformación Digital y Mercado de Trabajo*. El progreso y el bienestar de las sociedades está determinado por el cambio tecnológico, que aumenta la productividad, los salarios y la renta per cápita. Foro para el futuro del empleo. BBVA.

- Newell, A., & Simon, H. (1956). The logic theory machine--A complex information processing system. *IRE Transactions on information theory*, 2(3), 61-79.
- Nickerson, J. & Zenger, T. (2004). A knowledge-based theory of the firm—The problem-solving perspective. *Organization science*, 15(6), 617-632.
- Nohria, N., & Gulati, R. (1996). Is slack good or bad for innovation?. *Academy of management Journal*, 39(5), 1245-1264.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation*. New York, NY.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (2007). *The knowledge-creating company*. *Harvard business review*, 85(7/8), 162.
- Norris, P. (2001). *Digital Divide? Civic Engagement, Information Poverty and the Internet in Democratic Societies*. NY: Cambridge Univ. Press.
- Nübler, I. (2016). Nuevas tecnologías: un futuro sin trabajo o una época dorada de creación de empleo. Documento de trabajo del Departamento de Investigaciones de la Oficina Internacional del Trabajo, 13, 22-23.
- Nugent, R., Dean, N., & Ayers, E. (2010). Skill set profile clustering: the empty K-means algorithm with automatic specification of starting cluster centers.
- Nwaohiri, N. M., & Nwosu, M. C. (2021). Reskilling the library workforce for the fourth industrial revolution. In *Examining the Impact of Industry 4.0 on Academic Libraries*. Emerald Publishing Limited.
- Ocaña-Fernández, Y., Valenzuela-Fernández, L. A., & Garro-Aburto, L. L. (2019). Inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior. *Propósitos y Representaciones*, 7(2), 536-568.
- OECD (2012), *Better Skills, Better Jobs, Better Lives: A Strategic Approach to Skills Policies*, OECD Publishing, París, <http://dx.doi.org/10.1787/9789264177338-en>
- OCDE (2017). *Estudios Económicos de la OCDE: México, 2017*

- OCDE (2017 b). OECD Skills Strategy. Diagnóstico de la OCDE sobre la estrategia de competencias, destrezas y habilidades de México. Resumen Ejecutivo 2017.
- OCDE (2018). Perspectivas de la OCDE sobre la Economía Digital 2017. 333-343
- OCDE (2018 b), "IA: Máquinas inteligentes, políticas inteligentes: resumen de la conferencia", Documentos de economía digital de la OCDE, núm. 270, Publicaciones de la OCDE, París, <https://doi.org/10.1787/f1a650d9-en> .
- OCDE (2018 c). Private Equity Investment in Artificial Intelligence
- OCDE (2019), Estrategia de Competencias de la OCDE 2019: Competencias para construir un futuro mejor, OCDE Publishing, Paris/Fundación Santillana, Madrid.
- OCDE (2019b). OECD Skills Outlook 2019. Thriving in a Digital World. México.
- OECD (2019c), Cómo medir la transformación digital: Hoja de ruta para el futuro, OECD Publishing, Paris/ACUI, Barranquilla, <https://doi.org/10.1787/af309cb9-es>
- Olivares, M. & De la Fuente-Mella, H. (2022). Data Analysis and Domain Knowledge for Strategic Competencies Using Business Intelligence and Analytics. *Mathematics*, 11(1), 34.
- Ord, J. (2012). John Dewey and Experiential Learning: Developing the theory of youth work. *Youth & Policy*, 108(1), 55-72.
- O'Regan, N., & Ghobadian, A. (2004). The importance of capabilities for strategic direction and performance. *Management decision*.
- Ordóñez, L. (2007). El desarrollo tecnológico en la historia. *Areté*, 19(2), 187-210.
- Organización Internacional del Trabajo (2017). El futuro de la formación profesional en América Latina y el Caribe. Diagnóstico y lineamientos para su fortalecimiento.
- Organización Internacional del Trabajo (2018). Preparando el futuro del trabajo que queremos: la economía digital y las habilidades y competencias laborales. Reunión Regional Americana. Panamá

- Orlikowski, W. J., & Baroudi, J. J. (1991). Studying information technology in organizations: Research approaches and assumptions. *Information systems research*, 2(1), 1-28.
- Osuna, C., & Luna, E. (2011). Valores Éticos en la Formación Universitaria de las Áreas de Ciencias Naturales e Ingeniería y Tecnología, en el Contexto de la Sociedad del Conocimiento. *Formación universitaria*, 4(5), 29-36.
- Oxford Insights (2018). Hacia una Estrategia de IA en México: Aprovechando la Revolución de la IA
- Pagani, M., & Pardo, C. (2017). The impact of digital technology on relationships in a business network. *Industrial Marketing Management*, 67, 185-192.
- Palacios, R.; Cruz, X., & Escott, M.P. (2021) Knowledge Domain Capabilities as a Business Mindset in the Context of Digital Transformation. *International Schumpeter Society Conference*
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends® in information retrieval*, 2(1–2), 1-135.
- Parayil, G. (1991). Technological knowledge and technological change. *Technology in society*, 13(3), 289-304.
- Paris, E. H., Washington, S. R., Chui, M., Francisco, S., & London, T. A. (2017). Artificial Intelligence the Next Digital Frontier ?
- Parselis, M. (2018). La honestidad y otras características deseables para el desarrollo tecnológico. *Scio*, (15), 177-212.
- Parthasarthy, R., & Hammond, J. (2002). Product innovation input and outcome: moderating effects of the innovation process. *Journal of engineering and technology management*, 19(1), 75-91.
- Pasquale, F. (2015): *The Black Box Society: The Secret Algorithms That Control Money and Information*, Cambridge, Harvard University Press.
- Pastor, A., Cerezo, A., Otero, M., Ballesteros, P., & Castilla, M. (2021). Project management in the framework of artificial intelligence. New challenges and trends for the development of competencies. 25th International Congress on Project Management and Engineering Alcoi.

- Patterson, F. (2003). Innovation potential indicator.
- Pavlou, P., & Sawy, O. (2011). Understanding the elusive black box of dynamic capabilities. *Decision sciences*, 42(1), 239-273.
- Pearce, K. E. and Rice, R. E. (2017). Somewhat Separate and Unequal: Digital Divides, Social Networking Sites, and Capital-Enhancing Activities. *Social Media + Society*. Volume: 3 issue: 2.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *the Journal of machine Learning research*, 12, 2825-2830.
- Pennachin, C., & Goertzel, B. (2007). Contemporary approaches to artificial general intelligence. en B. Goertzel & C. Pennachin (eds.), *Artificial general intelligence* (pp. 1–30). Heidelberg: Springer.
- Pérez, C. (2001). Cambio tecnológico y oportunidades de desarrollo como blanco móvil.
- Perez, C. (2003). *Technological revolutions and financial capital*. Edward Elgar Publishing.
- Pérez, C. (2005). *Revoluciones tecnológicas y capital financiero: la dinámica de las grandes burbujas financieras y las épocas de bonanza*. Siglo XXI.
- Pérez, C. (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge journal of economics*, 34(1), 185-202.
- Perez, C. (2013). Financial bubbles, crises and the role of government in unleashing golden ages. *Innovation and finance*, 11-25.
- Perset, K.; Murdick, D.; Clark, J.; Grobelnik, M. (2020). A first look at the OECD's Framework for the Classification of AI Systems, designed to give policymakers clarity.
- Pino-Lozano, P. J. (2015). La honestidad en la investigación científica. *Acta médica peruana*, 32(4), 193-193.

- Pinski, M., & Benlian, A. (2023). AI Literacy-Towards Measuring Human Competency in Artificial Intelligence (No. 135990). Darmstadt Technical University, Department of Business Administration, Economics and Law, Institute for Business Studies (BWL).
- Pitt, M., & Clarke, K. (1999). Competing on competence: A knowledge perspective on the management of strategic innovation. *Technology Analysis & Strategic Management*, 11(3), 301-316.
- Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. Routledge & Kegan Paul.
- Pompa, C. (2015). *Jobs for the Future*. London.
- Popper, K. (2005). *The logic of scientific discovery*. Routledge.
- Porter, M.; Heppelmann, J. (2015). How Smart, Connected Products Are Transforming Companies. *Harvard Business Review* 2015:96–114.
- Porter, M. E., & Ketels, C. H. (2003). UK Competitiveness: moving to the next stage.
- Portillo-Torres, M. C. (2017). Educación por habilidades: Perspectivas y retos para el sistema educativo. *Revista Educación*, 41(2), 118-130.
- Prahalad, C.K. & Hamel, G. (1990). The Core Competence of the Corporation. *Harvard Business Review*, vol. 68, número 3, p. 79-91 1990. Disponible en SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1505251>
- PricewaterhouseCoopers (2015). *Cinco Megatendencias y sus posibles implicaciones*. Colombia.
- PricewaterhouseCoopers (2019). *México vuelve al TOP 10 en un entorno de incertidumbre*.
- Pugh, D. S., Hickson, D. J., Hinings, C. R., & Turner, C. (1969). The context of organization structures. *Administrative science quarterly*, 91-114.
- Purdy, M., & Daugherty, P. (2016). *Inteligencia Artificial, el futuro del crecimiento*.
- Ragnedda, M. & Ruiu, M. (2017). Social capital and the three levels of digital divide. In Ragnedda M., Muschert G. eds. (2017), *Theorizing Digital Divides*, Routledge, pp. 21-34.

- Ramanujam, V., & Mensch, G. O. (1985). Improving the strategy-innovation link. *Journal of Product Innovation Management*, 2(4), 213-223.
- Ramaswamy, V., & Ozcan, K. (2016). Brand value co-creation in a digitalized world: An integrative framework and research implications. *International Journal of Research in Marketing*, 33(1), 93-106.
- Rao, D. A. S., & Verweij, G. (2017). Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?. PwC Publication, PwC.
- Reinhardt, K. (2020). *Digitale Transformation der Organisation*. Digitale Transformation der Organisation. Wiesbaden.
- Reyes, H. (2007). Honestidad y buena fe: dos pilares en la ética de las publicaciones biomédicas. *Revista médica de Chile*, 135(4), 415-418.
- Ries, E. (2011). *The Lean Startup: How Today's Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses*. Crown Business.
- Rincón, H. (2001). Calidad, Productividad y Costos: Análisis de relaciones entre estos tres conceptos. *Actualidad contable faces*, 4(4), 49-61.
- Rivera, R.; Olivo, J. & Bugarín, R. (2013). *La medición de la competitividad en México*.
- Robbins, S. P. (2017). *Comportamiento organizacional*. Pearson Educación.
- Robinson, L. (2009). A taste for the necessary. A Bourdieuan approach to digital inequality. *Information, Communication and Society* 12 (4), 488.
- Robinson, L. Cottenb, S., Onoc, H., Quan-Haased, A., Mesche, G., Chenf, W., Schulzg, J., Haleh, T. and Sterni, M. (2015). *Information, Communication & Society*, 2015 Vol. 18, No. 5, 569–582
- Rodríguez Gallardo, A. (2005). *Tecnologías de la información y brecha digital en México, 2001–2005*. México: UNAM, Centro Universitario de Investigaciones Bibliotecológicas.
- Rodriguez, R. (2015). *Administración del tiempo (Vol. 1)*. Editorial El Manual Moderno.

- Roegiers, X. (2016). Marco conceptual para la evaluación de las competencias.
- Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of innovations* (4th ed.). New York: Free Press
- Roitter, S., Erbes, A., & Kababe, Y. (2013). Procesos de aprendizaje en el sector servicios: ¿ nuevas formas de organización del trabajo? El sistema argentino de innovación: instituciones, empresas y redes. El desafío de la creación y apropiación de conocimiento.
- Roitter, S. (2019). Cambio tecnológico y empleo aportes conceptuales y evidencia frente a la dinámica en curso (No. 995058592602676). International Labour Organization.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous Technological Change. *Journal of Political Economy*, 98(5), S71-S102. <https://doi.org/10.1086/261725>
- Romero, A. (2016) El secreto de poner a las personas en el centro de la transformación digital.
- Romero–Bojórquez, L., Utrilla–Quiroz, A., & Utrilla–Quiroz, V. M. (2014). Las actitudes positivas y negativas de los estudiantes en el aprendizaje de las matemáticas, su impacto en la reprobación y la eficiencia terminal. *Ra Ximhai*, 10(5), 291-319.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of political Economy*, 98(5, Part 2), S71-S102.
- Ross, J., Mocker, M., & Beath, C. (2018). Five building blocks of digital transformation.
- Rueda-Cáceres, I. M., & Sánchez-Torres, J. M. (2015). Características para la medición de los facilitadores de gestión como componentes de la capacidad de innovación. In XVI Congreso da Associação Latino Ibero-Americana de Gestão de Tecnologia (ALTEC), Porto Alegre, Brasil, Octubre (pp. 19-22).
- Ruef, M. (2010). *Entrepreneurship: Theory, Networks, History*. Oxford University Press.
- Ruiz, C. (1995). *Economía de la pequeña empresa*.
- Ruiz, J. K., Silva, N. G., & Vanga, M. G. (2008). Ética empresarial y el desempeño laboral en Organizaciones de Alta Tecnología (OAT). *Revista Venezolana de gerencia*, 13(43), 417-441.



- Ruiz, K. P. (2021). Estrategias de inteligencia artificial en América Latina: conclusiones a nivel regional.
- Russell, S. J. (2010). Artificial intelligence a modern approach. Pearson Education, Inc.
- Ryan, K. D., & Oestreich, D. K. (1991). Driving fear out of the workplace: How to overcome the invisible barriers to quality, productivity, and innovation. Jossey-Bass.
- Rychen, D. S., & Salganik, L. H. (Eds.). (2003). Key competencies for a successful life and well-functioning society. Hogrefe Publishing.
- Rychen, F., & Zimmermann, J. B. (2008). Clusters in the global knowledge-based economy: knowledge gatekeepers and temporary proximity. *Regional studies*, 42(6), 767-776.
- S&P Global Market Intelligence (2021). Encuesta Vote AI ML Use Cases 2021
- Sabel, C. (2016). The New Organization of Production, Productive Development Policies and Job Creation or Thinking about Industrial Policy as Industry Becomes Less Central to Development. Relations between productive development policies, jobs, wages and human resources. Brainstorming Session.
- Salazar-Xirinachs, J. M. (2016). El futuro del trabajo, el empleo y las competencias en América Latina y el Caribe. *Pensamiento Iberoamericano*, (2).
- Saleh, S. D., & Wang, C. K. (1993). The management of innovation: strategy, structure, and organizational climate. *IEEE transactions on engineering management*, 40(1), 14-21.
- Santos, P. & Massó J. (2016). Hacia una nueva realidad transformada.
- Sarasvathy, S. D. (2001). Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency. *Academy of Management Review*, 26(2), 243-263.
- Sarramona, J. (2007). Las competencias profesionales del profesorado de secundaria. *Estudios sobre educación*, 31-40.

- Sasmita, N., & Kumar, R. H. (2018). Exigency of re-skilling for organization and employee's growth. *Soc. Sci*, 3, 65-67.
- Saville & Holdsworth (1984). *Occupational Personality Questionnaires Manual*
- Say, J. B. (1846). *Traité d'économie politique: ou simple exposition de la manière dont se forment, se distribuent et se consomment les richesses (Vol. 9)*. Guillaumin.
- SCImago Journal & Country Rank. Países a la vanguardia en IA. Recuperado de: <https://www.scimagojr.com/countryrank.php?category=1702>
- Schallmo, D., Williams, C. A., & Boardman, L. (2020). Digital transformation of business models—best practice, enablers, and roadmap. *Digital Disruptive Innovation*, 119-138.
- Schein, E. H. (1985). *Organizational culture and leadership*. Jossey-Bass
- Schkolnik, M., Araos, C., & Machado, F. (2005). *Certificación por competencias como parte del sistema de protección social: la experiencia de países desarrollados y lineamientos para América Latina*. CEPAL
- Schmidt, R. L., & Freeland, J. R. (1992). Recent progress in modeling R&D project-selection processes. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 39(2), 189-201.
- Schmidt, E., & Cohen, J. (2013). *The new digital age: Reshaping the future of people, nations and business*. Hachette UK.
- Scrollini, F., Cervantes, M. E., & Mariscal, J. (2021). *En busca de rumbo: el estado de las políticas de inteligencia artificial en América Latina*.
- Shaugnessy, H. (2010). "Ecosystems and the formal process of ad hoc innovation". *Innovation Management*.
- Scherer, M. U. (2015). Regulating artificial intelligence systems: Risks, challenges, competencies, and strategies. *Harv. JL & Tech.*, 29, 353.

- Schmidt, V., Firpo, L., Vion, D., Oliván, M. D. C., Casella, L., Cuenya, L., ... & Pedrón, V. (2010). Modelo Psicobiológico de Personalidad de Eysenck: una historia proyectada hacia el futuro. *Revista internacional de psicología*, 11(02), 1-21.
- Schradie, J. (2011). The Digital Production Gap: The Digital Divide and Web 2.0 Collide. *Poetics*, 39 (2).
- Schreyögg, G., & Kliesch-Eberl, M. (2007). How dynamic can organizational capabilities be? Towards a dual-process model of capability dynamization. *Strategic management journal*, 28(9), 913-933.
- 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)
- Schuman, H., & Presser, S. (1979). The open and closed question. *American sociological review*, 692-712.
- Schumpeter, J. A. (1939). *Business cycles* (Vol. 1, pp. 161-174). New York: McGraw-Hill.
- Schumpeter, J. (1942). Creative destruction. *Capitalism, socialism and democracy*, 825, 82-85.
- Schumpeter, J. (1978). *Teoría del desenvolvimiento económico*. México: Fondo de Cultura Económica
- Schumpeter, J. A. (1991). *Essays: On entrepreneurs, innovations, business cycles, and the evolution of capitalism*. Transaction Publishers.
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Crown Business.
- Schwab, K. (2019). World Economic Forum. *The Global Competitiveness Report 2019*.
- Schwab, K. & Malleret, T. (2020). *Covid-19: El Gran Reinicio*
- Scott, W. R. (2013). *Institutions and organizations: Ideas, interests, and identities*. Sage publications.
- Secretaría de Comunicaciones y Transportes (SCT) (2019). *Mesas temáticas de la Subsecretaria de Comunicaciones*. México

- Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) (2020). Proyecto de presupuesto de egresos de la federación para el ejercicio fiscal 2021.
- Selinger, E. y Hartzog, W. (2017): «Obscurity and privacy», en J. Pitt y A. Shew (eds.), *Spaces for the Future: A Companion to Philosophy of Technology*, Nueva York, Routledge, en prensa.
- Senge, P. M. (1990). *The Fifth Discipline: The Art and Practice of the Learning Organization*. Currency Doubleday.
- Sevillano, M. L. (Dir.) (2009). *Competencias para el uso de herramientas virtuales en la vida, trabajo y formación permanentes*. Madrid: Pearson, Prentice Hall
- Shamrat, F. J. M., Tasnim, Z., Mahmud, I., Jahan, M. N., & Nobel, N. I. (2020). Application of K-means clustering algorithm to determine the density of demand of different kinds of jobs. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 9(02), 2550-2557.
- Sharma, U., & Manchanda, N. (2020). Predicting and improving entrepreneurial competency in university students using machine learning algorithms. In *2020 10th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)* (pp. 305-309). IEEE.
- Shearer, E., Stirling, R., & Pasquarelli, W. (2020). *Government AI Readiness Index*. Oxford Insights, 4–143. <https://static1.squarespace.com/static/58b2e92c1e5b6c828058484e/t/5f7747f29ca3c20ecb598f7c/1601653137399/AI+Readiness+Report.pdf>
- Shelly, Z., Burch, R. F., Tian, W., Strawderman, L., Piroli, A., & Bichey, C. (2020). Using K-means clustering to create training groups for elite American football student-athletes based on game demands. *International Journal of Kinesiology and Sports Science*, 8(2), 47-63.
- Shen, D., Wu, G., & Suk, H.-I. (2013). Sparse principal component analysis via joint L<sub>2,1</sub>-norms minimization. *Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 648-651.
- Shirky, C. (2008). *Here comes everybody: The power of organizing without organizations*. Penguin.

- Sierra, S. (2017). Experimentos científicos infantiles como medios para generar actitudes y aptitudes investigativas en los niños de 5 años del grado transición del colegio Liceo Pedagógico la Dicha del Saber de la ciudad de Bucaramanga.
- Silge, J. & Robinson, D. (2017). Text Mining with R: A tidy approach. O'Reilly Media, Sebastopol, 2017. ISBN 1491981652
- Simonin, B. L. (1999). Ambiguity and the process of knowledge transfer in strategic alliances. *Strategic management journal*, 20(7), 595-623.
- Sinaga, K. P., & Yang, M. S. (2020). Unsupervised K-means clustering algorithm. *IEEE access*, 8, 80716-80727.
- Siomkos, G.J., Rao, S.S. & Narayanan, S. The Influence of Positive and Negative Affectivity on Attitude Change Toward Organizations. *Journal of Business and Psychology* 16, 151–161 (2001). <https://doi.org/10.1023/A:1007800124297>.
- Sirmon, D. & Hitt, M. (2009). Contingencies within dynamic managerial capabilities: Interdependent effects of resource investment and deployment on firm performance. *Strategic management journal*, 30(13), 1375-1394.
- Smith, L. I. (2002). A tutorial on principal components analysis. Department of Computer Science, University of Otago
- Smith, B. (2016) Moving forward together. Our thoughts on the US election. Microsoft on the Issues Blog.
- Smith, H. L. (2018). Entrepreneurship policies and the development of regional innovation systems: theory, policy and practice. In *New Avenues for Regional Innovation Systems-Theoretical Advances, Empirical Cases and Policy Lessons* (pp. 239-256). Springer, Cham.
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of business research*, 104, 333-339.
- Sørensen, K.H.; Faulkner, W.; Rommes, E. (2011). *Technologies of Inclusion: Gender in the Information Society*. Tapir Academic Press.

- Solow, R. M. (1957). Technical change and the aggregate production function. *The review of Economics and Statistics*, 312-320.
- Soumitra, D., Lanvin, B., & Wunsch-Vincent, S. (Eds.). (2020). *Global innovation index 2020: who will finance innovation?*. WIPO.
- Spath, D.; Ganschar, O.; Gerlach, S.; Hämmerle, M.; Krause, T.; Schlund, S. (2013). *Produktionsarbeit der Zukunft - Industrie 4.0*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Spencer, L., & Spencer, S. (1993). *Competency at work: models for superior performance*. New York: Wiley and Sons.
- Squicciarini, M. y H. Nachtigall (2021), "Demand for AI skills in jobs: Evidence from online job postings", *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, No. 2021/03, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/3ed32d94-en>.
- Stanford University (2021) *Artificial Intelligence Index Report 2021*.
- Stasko, J., Görg, C., & Liu, Z. (2008). Jigsaw: supporting investigative analysis through interactive visualization. *Information visualization*, 7(2), 118-132.
- Sternberg, R. J. (1985). *Beyond IQ: A triarchic theory of human intelligence*. CUP Archive.
- Stiglitz, J. E. (1989). *The Economics of Information and the Theory of Economic Development*. Oxford University Press.
- Stone, P., Brooks, R., Brynjolfsson, E., Calo, R., Etzioni, O., Hager, G., ... & Teller, A. (2016). *Artificial intelligence and life in 2030: the one-hundred-year study on artificial intelligence*.
- Störmer, E.; Patscha, C.; Prendergast, J.; Daheim, C.; Rhisiart, M.; Glover, P.; Beck, H. (2014). *The Future of Work: Jobs and skills in 2030*.
- Straka, G. A. (2008). ¿Ha sacrificado Alemania su concepto de competencia en el altar de la UE?. *Revista europea de formación profesional*.
- Suárez, C., Contreras, D., & Sánchez, M. (2007). Las capacidades y las competencias: su comprensión para la Formación del Profesional. *Acción pedagógica*, 16(1), 30-39.

- Suárez, D., Ernes, A. y Barletta, F. (2019). Teoría de la innovación: evolución, tendencias y desafíos  
Herramientas conceptuales para la enseñanza y el aprendizaje.
- Suárez-Barraza, M. F. (2020). Implementación del “Kaizen-Innovación de Procesos-Jidoka” para  
hacer frente al COVID-19: un caso de estudio en un hospital público. *Ingeniería Industrial*,  
(039), 75-96.
- Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S., & Satoto, B. D. (2018). Integration k-means  
clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster.  
In *IOP conference series: materials science and engineering* (Vol. 336, No. 1, p. 012017).  
IOP Publishing.
- Tabrizi, B., Lam, E., Girard, K., & Irvin, V. (2019). Digital transformation is not about technology.  
*Harvard Business Review*, 13, 1-6.
- Tan, C. W., & Pan, S. L. (2003). Managing e-transformation in the public sector: an e-government  
study of the Inland Revenue Authority of Singapore (IRAS). *European Journal of  
Information Systems*, 12(4), 269-281.
- Taylor, F. W. (1911). *The principles of scientific management*. Harper & Brothers.
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of  
(sustainable) enterprise performance. *Strategic management journal*, 28(13), 1319-1350.
- Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long range planning*, 43(2-  
3), 172-194.
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management.  
*Strategic management journal*, 18(7), 509-533.
- Tejada, J. (1999). *Acerca de las competencias profesionales. Herramientas*.
- Ten Hompel, M.; Anderl, R.; Gausemeier, J.; Meinel, C.; Schildhauer, T.; Beck, M.; et al. (2016)  
*Kompetenzentwicklungsstudie Industrie 4.0 – Erste Ergebnisse und Schlussfolgerungen*.  
München.

- Terán-Yépez, E., & Guerrero-Mora, A. (2019). ¿Emprendimiento por oportunidad o por necesidad? Estudio comparativo entre países. *Mikarimin Revista Científica Multidisciplinaria*, 5(2), 77-88.
- Terminio, R., & Rimbau-Gilabert, E. (2018). La digitalización del entorno de trabajo: la llegada de la robótica, la automatización y la inteligencia artificial (RAIA) desde el punto de vista de los trabajadores. Una revisión exploratoria. In *Una revisión exploratoria. 3r Congreso de Economía y Empresa*. Colegio de Economistas de Catalunya. Barcelona, España.
- Thornton, M. (1998). *The Origin of Economic Theory: A Portrait of Richard Cantillón (1680-1734)*
- Thu, M. K., Beppu, S., Wang, Q., Yarime, M., & Shibayama, S. (2021). Artificial Intelligence in Scientific Activities: An Organizational Analysis of Research Teams.
- Tidd, J., & Bessant, J. (2015). *Gestão da inovação-5*. Bookman Editora.
- Tuomi, I. (2018). *The Impact of Artificial Intelligence on Learning, Teaching, and Education. Policies for the future*.
- Turing, A.M. (2009). Computing Machinery and Intelligence. In: Epstein, R., Roberts, G., Beber, G. (eds) *Parsing the Turing Test*. Springer, Dordrecht. [https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6710-5\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6710-5_3)
- UNESCO. Instituto de Estadística (2020). ¿Cuánto invierte su país en I+D?
- UNESCO (2019). *La Inteligencia Artificial en la Educación*. Recuperado de: <https://es.unesco.org/themes/tic-educacion/inteligencia-artificial>
- Urdinez, F. and Cruz, A. (Eds.) (2020). *Political Data Science Using R: A Practical Guide*. CRC Press
- Vacas, F. (2018). Transformación digital: del lifting a la reconversión. *Revista Tecnología, Ciencia y Educación*, (10).
- Vahtera, J., Kivimäki, M., Pentti, J., Linna, A., Virtanen, M., Virtanen, P., & Ferrie, J. E. (2004). Organisational downsizing, sickness absence, and mortality: 10-town prospective cohort study. *Bmj*, 328(7439), 555.



- Valenzuela, L., & Torres, E. (2008). Gestión empresarial orientada al valor del cliente como fuente de ventaja competitiva. Propuesta de un modelo explicativo. *Estudios gerenciales*, 24(109), 65-86.
- Valenduc, G., & Vendramin, P. (2017). Digitalisation, between disruption and evolution. *Transfer: European Review of Labour and Research*, 23(2), 121–134. <https://doi.org/10.1177/1024258917701379>
- Valiente, C. M. (2017). La creatividad, una revisión científica. *Revista científica de Arquitectura y Urbanismo*, 38(2), 53-62.
- Vallejo, P. M. (2011). Guía para construir cuestionarios y escalas de actitudes. Universidad Pontificia de Comillas, España.
- Van Deursen, A.J., Helsper, E.J., Eynon, R. (2016). Development and validation of the Internet Skills Scale (ISS). *Inform. Commun. Soc.* 19 (6), 804–823.
- Vandermerwe S. y Rada J. (1988): «Servitization of Business: Adding Value by Adding Services», *European Management Journal*, 6(4).
- Van Buuren, S., & Heiser, W. J. (1989). Clusteringn objects intok groups under optimal scaling of variables. *Psychometrika*, 54(4), 699-706.
- Van Doorn, J., Lemon, K. N., Mittal, V., Nass, S., Pick, D., Pirner, P., & Verhoef, P. C. (2010). Customer engagement behavior: Theoretical foundations and research directions. *Journal of service research*, 13(3), 253-266.
- Varga, E., Szira, Z., Bárdos, KI y Hajós, L. (2016). Las competencias más relevantes del mercado laboral para los empleadores y su evaluación por parte de los estudiantes. *Práctica y teoría en sistemas de educación*, 11 (2), 95-104
- Vergés, J. (2007). Las nuevas empresas en el proceso de innovación en la sociedad del conocimiento: evidencia empírica y políticas públicas. *Desarrollo, Innovación y Cultura Empresarial*, 101.

- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889-901.
- Veryzer Jr, R. W. (1998). Discontinuous innovation and the new product development process. *Journal of Product Innovation Management: an international publication of the product development & management association*, 15(4), 304-321.
- Vijayarani, S., Ilamathi, M. J., & Nithya, M. (2015). Preprocessing techniques for text mining-an overview. *International Journal of Computer Science & Communication Networks*, 5(1), 7-16.
- Villalobos-Pérez, A., Quirós-Morales, D., & León-Sanabria, G. (2011). Algunas consideraciones teóricas y metodológicas para el desarrollo de un modelo de competencias críticas (MCC): un enfoque operante. *Avances en psicología latinoamericana*, 29(1), 62-76.
- Vishnevsky, V. P., & Chekina, V. D. (2018). Robot vs. tax inspector or how the fourth industrial revolution will change the tax system: a review of problems and solutions. *Journal of Tax Reform*, 4(1), 6-26.
- Volberda, H. W., Van Den Bosch, F. A., & Heij, C. V. (2013). Management innovation: Management as fertile ground for innovation. *European Management Review*, 10(1), 1-15.
- Von Hippel, E. (1988). *The sources of innovation*. Oxford University Press.
- Von Hippel, E. (2006). *Democratizing innovation* (p. 216). the MIT Press.
- Voogt, J., & Roblin, N. P. (2012). A comparative analysis of international frameworks for 21st century competences: Implications for national curriculum policies. *Journal of curriculum studies*, 44(3), 299-321.
- Vuorikari, R., Punie, Y., Carretero, S. & Van, L. (2016). *The digital competence framework for citizens. Update Phase 1: The Conceptual Reference Model*. Luxembourg Publication Office of the European Union. EUR 27948 EN. doi:10.2791/11517
- Waleska, M. (2016). *Tendencias de la nueva economía, paradigmas en la era digital*.

- Wang, L. L., & Lo, K. (2021). Text mining approaches for dealing with the rapidly expanding literature on COVID-19. *Briefings in Bioinformatics*, 22(2), 781-799.
- Wei, K.K., Teo, H.H., Chan, H.C., Tan, B.C., 2011. Conceptualizing and testing a social cognitive model of the digital divide. *Information Systems Research* 22 (1), 170–187.
- Whitley, R. (2019). On the nature of managerial tasks and skills: their distinguishing characteristics and organization. In *Managerial Work* (pp. 337-352). Routledge.
- Williamson, O. E. (1975). *Markets and hierarchies: analysis and antitrust implications: a study in the economics of internal organization*. University of Illinois at Urbana-Champaign's Academy for Entrepreneurial Leadership Historical Research Reference in Entrepreneurship.
- Williamson, O. E. (1999). Strategy research: governance and competence perspectives. *Strategic management journal*, 20(12), 1087-1108.
- Wilson, H. J., Daugherty, P., & Bianzino, N. (2017). The jobs that artificial intelligence will create. *MIT Sloan Management Review*, 58(4), 14.
- Wilson, R., & Homenidou, K. (2011). *Working Futures 2010-2020. Main Report*.
- Wing, J. M. (2006). Computational thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33-35
- Winter, S. G. (1990). Schumpeterian Perspectives on Innovation, Competition, and Growth. In R. Landau & N. Rosenberg (Eds.), *The Positive Sum Strategy: Harnessing Technology for Economic Growth* (pp. 235-252). National Academy Press.
- Winter, S. G. (2016). The place of entrepreneurship in “the economics that might have been”. *Small Business Economics*, 47(1), 15-34.
- Witt, U. (2016). What is specific about evolutionary economics? In *Rethinking Economic Evolution*. Edward Elgar Publishing.
- Witte, P., Slack, B., Keesman, M., Jugie, J.-H., & Wiegmans, B. (2017). Facilitating start-ups in port-city innovation ecosystems: A case study of Montreal and Rotterdam. *Journal of Transport Geography*. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.03.006>

- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 2(1-3), 37-52.
- Woolf, B. P., Lane, H. C., Chaudhri, V. K., & Kolodner, J. L. (2013). AI grand challenges for education. *AI magazine*, 34(4), 66-84.
- World Bank. (2018). *The Human Capital Project*.
- World Economic Forum (2019). *Data Science in the New Economy A new race for talent in the Fourth Industrial Revolution*
- World Economic Forum. (2020). *The Future of Jobs Report 2020*. World Economic Forum, Geneva, Switzerland.
- Wu, J. (2012). *Advances in K-means clustering: a data mining thinking*. Springer Science & Business Media.
- Wu, Y., Wei, F., Liu, S., Au, N., Cui, W., Zhou, H., & Qu, H. (2010). OpinionSeer: interactive visualization of hotel customer feedback. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 16(6), 1109-1118.
- Wynn, M., & Jones, P. (2019). Context and entrepreneurship in knowledge transfer partnerships with small business enterprises. *The International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, 20(1), 8-20.
- Yoo, Y., Henfridsson, O., & Lyytinen, K. (2010). Research commentary—the new organizing logic of digital innovation: an agenda for information systems research. *Information systems research*, 21(4), 724-735.
- Youyou, W.; Kosinski, M. y Stillwell, D. (2015): «Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans», en *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 112, n. ° 4, pp. 1.036-1.040.
- Zabalza, M. A. (2014). *Modelos y procesos de formación en las empresas ante los retos de la globalización*. Ponencia presentada en el XIII Congreso Interuniversitario de Organización

de Instituciones Educativas y I Congreso Europeo e Iberoamericano, Madrid (España), 28 de noviembre de 2014.

Zahra, S. A., & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of management review*, 27(2), 185-203.

Zeppini, P. (2011). Behavioural models of technological change. Thela Thesis.

Zien, K. A., & Buckler, S. A. (1997). From experience dreams to market: crafting a culture of innovation. *Journal of Product Innovation Management: An International Publication of the Product Development & Management Association*, 14(4), 274-287.

Zimmermann, V. (2020). Innovatio in der Corona -Krise: Not macht erfinderisch, KfWResearch.

KfW Research. Fokus Volkswirtschaft, No. 295, 13. Julio.2020.

Zhang, Y., Chen, M., & Liu, L. (2015, September). A review on text mining. In 2015 6th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS) (pp. 681-685). IEEE.

Zhou, Z. H. (2021). Machine learning. Springer Nature.

Zhou, Z., Liu, W., Wang, H., & Yang, J. (2022). The Impact of Environmental Regulation on Agricultural Productivity: From the Perspective of Digital Transformation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10794.

Zott, C., & Amit, R. (2008). The fit between product market strategy and business model: Implications for firm performance. *Strategic management journal*, 29(1), 1-26.

## ANEXOS

### PREGUNTAS DEL CUESTIONARIO APLICADO, ASÍ COMO CLASIFICACIÓN DE INDICADORES – VARIABLES SIMPLIFICADAS

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
1.Actitudes	1. Rasgos, patrones o conductas habituales (actitudes positivas vs actitudes negativas).	Spencer & Spencer (1993)	<p>1. ¿Influye la cultura de su empresa en las actitudes de sus empleados respecto a la realización de las tareas que ejecutan?</p> <p style="margin-left: 40px;">a) Influye completamente b) Influye parcialmente c) Influye muy poco d) No influye</p> <p>2. ¿Cuáles actitudes positivas desarrollan los trabajadores que favorecen la innovación? Mencionar hasta 3</p> <p style="margin-left: 40px;">1- _____ 2- _____ 3- _____ 4- _____ 5- _____</p>	<p>a) <b>actitud.</b> se define como una tendencia o disposición constante a percibir o a reaccionar en un sentido determinado. Puede ser controlada y cambiada. (Martinez, 2004)</p> <p>b) <b>actitud positiva.</b> Acciones que en base al análisis de la realidad centran la atención en el logro de los objetivos. (Monhanty, 2009; Siomkos et al., 2001; Lowe et al., 2007)</p> <p>c) <b>actitud negativa</b></p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
			<p>3. ¿Cuáles actitudes negativas han sido observadas en el desarrollo de las tareas laborales que impide la innovación? Mencionar hasta 3</p> <p>1. _____</p> <p>2. _____</p> <p>3. _____</p> <p>4. _____</p> <p>5. _____</p>	<p>Constituyen obstáculos para el cumplimiento y logro de las metas. Predisposiciones valorativas asociadas hacia un objeto o situación determinada que originan reacciones y conductas que no propiciación la adquisición de conocimiento. (Antonak &amp; Livneh, 1988; Romero-Bojórquez, 2014)</p>
2. Alianzas Estratégicas	<p>1. Vínculos de cooperación entre de diversos sectores con el propósito de subsanar carencias de conocimiento e impulsar la innovación (competencias endógenas y competencias exógenas).</p> <p>1. Participación en la innovación, mejoramiento de las capacidades a partir</p>	Lichtenthaler (2016)	<p>4. ¿Las alianzas que desarrolla su empresa con otras organizaciones subsanan las carencias de conocimiento y competencias internas de sus trabajadores?</p> <p>a) Subsana completamente</p> <p>b) Subsana parcialmente</p> <p>c) Subsana muy poco</p>	

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	de la participación en la tecnología actual.  1. Transferencia de la tecnología.	Bell & Pavitt (1995)  Bell & Pavitt (1995)	d) No subsana	
3.Capacidades	1. Equipamiento profesional y recursos necesarios para poder efectuar una actividad.  1.Potencial que tiene una persona para realizar una tarea determinada.  1. Perdura en el tiempo ante los cambios que afectan al mercado y se adapta a los nuevos requerimientos del entorno (Capacidad Dinámica).  1.Conocimiento integrado que habilita a las empresas para desarrollar tecnologías	Tejada (1999)  Schkolnik et al. (2005)  Teece et al. (1997); Teece & Linden (2017)  Brusoni et al. (2021)	5. ¿Dispone su empresa de infraestructura tecnológica y conocimiento que permite fortalecer las competencias de sus trabajadores?  a) Dispone completamente b) Dispone parcialmente c) Dispone muy poco d) No dispone  6. ¿Desarrolla la empresa durante la pandemia COVID-19 estrategias para la innovación ad-hoc y de esa forma responder antes los cambios continuos y la transformación digital?	<b>a) Innovación ad hoc</b> Tipos de prácticas innovadoras que surgen de situaciones económicas o circunstancias tecnológicas más que como resultado de decisiones estratégicas a largo plazo. Estas prácticas se desarrollan aprovechando el conocimiento interno de los trabajadores de la empresa. (Bruns, 2012; Shaugnessy, 2010)



VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	y estrategias de forma coherente y rentable.		a) La desarrolla completamente b) La desarrolla parcialmente c) La desarrolla muy poco d) No la desarrolla	
4. Características Subyacentes o aptitudes	1. Características individuales, aptitudes, rasgos de personalidad.  2. Representación de los individuos por habilidades naturales.	Lévy-Leboyec (2003)	7. ¿Aprovecha su empresa las aptitudes naturales de sus trabajadores para la adaptación a la transformación digital?  a) Las aprovecha completamente b) Las aprovecha parcialmente c) Las aprovecha muy poco d) No las aprovecha	a) <b>Aptitud.</b> Atributos de relativa permanencia en el individuo que hacen posible el desarrollo de ciertas tareas. Capacidades que facilitan el aprendizaje de alguna tarea o puesto. Capacidad potencial para desempeñar mediante la capacitación y conocimiento. (Lévy-Leboyec, 1997) b) <b>aptitudes naturales.</b> Habilidades innatas, se adquieren desde la niñez, estimulan

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
				procesos específicos para el desarrollo integral, son adquiridas de forma natural. (Sierra, 2017)
5.Conocimiento	<p>1.Aprendizaje transformador, afectado positivamente por la base de conocimiento previo de los posibles usuarios. Este aprendizaje se acumula a lo largo de su actuación en la organización.</p> <p>1.Conocimiento tácito, así como acumulación de experiencia a través de “learning by doing”, apropiación del know-how.</p> <p>1.Competencias claves (Bases de conocimiento, formación y capacitación).</p> <p>1.Competencias teóricas (saberes adquiridos)</p>	<p>Cohen &amp; Levinthal (1989,1990,1994)</p> <p>Bell &amp; Pavitt (1995)</p> <p>Mertens (1996)</p> <p>Nadine (1998)</p>	<p>8. ¿Impacta en el desarrollo de las competencias de sus trabajadores la interacción con los usuarios o clientes?</p> <p>a) Impacta completamente b) Impacta parcialmente c) Impacta muy poco d) No impacta</p> <p>9. ¿Ha sido el conocimiento y la experiencia acumulada de los trabajadores un componente transformador de adaptación de la empresa?</p> <p>a) Ha sido completamente b) Ha sido parcialmente c) Ha sido muy poco d) No ha sido</p> <p>10. ¿Cuáles son las competencias más</p>	<p>a) <b>Competencias.</b> Característica que forma parte de la personalidad y que está relacionada un estándar de efectividad y desempeño superior en una situación. Conocimiento, comprensión, trasladables a otros sujetos u organizaciones. (Spencer &amp; Spencer, 1993; González &amp; Wagenaar, 2003; Rychen &amp; Salganik, 2003; Gallardo et al., 2015)</p> <p>b) <b>Difusión de conocimiento.</b></p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>1. Aprendizaje que da como resultado un mayor conocimiento y capacidad de absorción tecnológica.</p> <p>1. Capacidad de comprensión y de asimilación de conocimiento relacionada a la flexibilidad y adaptabilidad, aprendizaje previo, reducción de ambigüedad del conocimiento nuevo, conexión con el existente y aplicación del conocimiento externo.</p> <p>2. Difusión e integración a las actividades de la empresa)</p> <p>1. Competencia cognitiva (conocer, saber).</p> <p>1. Es un recurso necesario para que el ecosistema</p>	<p>Morcillo et al. (2000)</p> <p>Lane (2001)</p> <p>Gallego-Arrufat (2007)</p> <p>Stam &amp; Van de Ven (2019)</p>	<p>importantes que desarrolla la empresa para adaptarse a la transformación digital? Mencionar al menos tres.</p> <p>1. _____ 2. _____ 3. _____ 4. _____ 5. _____</p> <p>11. ¿Desarrolla la empresa estrategias para la creatividad y desarrollo de nuevas ideas de sus trabajadores?</p> <p>a) La desarrolla completamente b) La desarrolla Parcialmente c) La desarrolla Muy poco d) No la desarrolla</p> <p>12. El conocimiento acumulado de los trabajadores ¿es aprovechado para potenciar el ecosistema de innovación del negocio?</p>	<p>La difusión del conocimiento se puede definir como las adaptaciones y aplicaciones del conocimiento documentado en publicaciones científicas y patentes. Cuanto más conectado socialmente esté con el creador de un conocimiento, más rápidamente surge. Tiene lugar en gran medida por contacto personal (Chen &amp; Hicks, 2004; Breschi &amp; Nalerba, 2005)</p> <p>c) <b>Ecosistema de innovación.</b> Formados por la adecuada combinación de organizaciones y personas, que son óptimos para la innovación y el</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	emprendedor fluya entre los agentes.		a) Es aprovechado completamente b) Es aprovechado parcialmente c) Es aprovechado muy poco d) No es aprovechado	crecimiento económico. Se desarrollan por medio del emprendimiento y se entrelazan con aspectos políticos, económicos, sociales y culturales de cada región. (Arenal et al., 2018; Malecki & Spigel, 2017; Smith, 2018; Fernández-Esquinas et al., 2017; Witte et al., 2017; Rychen & Zimmermann, 2008)
6. Creencias y Valores	1.Lo que para el individuo socialmente es importante (valores y roles sociales).  1.Transparencia, interiorización de objetivos empresariales, claridad, conciencia personal (Intercambio social).	Spencer & Spencer (1993)  Mertens (1996)  González & Wagenaar (2003)	13. Cuáles valores y roles sociales de los trabajadores son determinantes para el buen desarrollo de sus competencias laborales? Mencione al menos tres.  1. _____ 2. _____ 3. _____ 4. _____ 5. _____	a) <b>valores y roles sociales.</b> Variable no visible, es la imagen que una persona proyecta refleja lo que el individuo cree como importante de hacer o ser. Spencer & Spencer (1993)

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>1.Saber cómo se vive en un contexto y como se percibe a los demás.</p> <p>1.Competencia ética</p>	Gallego-Arrufat (2007)	<p>14. ¿Conocen los trabajadores de forma clara y precisa los objetivos que persigue la empresa a través del intercambio social?</p> <p>a) La conocen completamente</p> <p>b) La conocen Parcialmente</p> <p>c) La conocen Muy poco</p> <p>d) No la conocen</p>	<p>b) <b>Intercambio social</b></p> <p>Refiere a la relación que determina la cantidad y calidad de esfuerzo que un individuo realizará en una organización. Tiene como factores críticos el ambiente laboral, la transparencia e interiorización de objetivos, claridad y consciencia en cuanto a los resultados individuales esperados. (Christis, 1988; Mertens, 1996)</p>
7.Emprendimiento e Innovación	1. Competencias distintivas brindan potencial y contribuyen en la percepción de beneficios del consumidor hacia el producto final. Son difíciles de imitar y se corresponden con la habilidad de poder anticiparse a las tendencias del mercado.	Prahalad & Hamel (1990)	<p>15. La mejora de la percepción de los productos de la empresa ¿está influenciada por las competencias distintivas de sus trabajadores?</p> <p>a) Está influenciada completamente</p>	<p>a) <b>Sensibilidad</b></p> <p>Capacidad de un agente para sentir las evaluaciones del entorno externo asociadas a las funciones implementadas en su artefacto (Marengo et al., 2021)</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>1. Las Ventajas competitivas y de difícil reproducción sumado resultado de redes de contacto son consideradas dentro del enfoque de capacidad de innovación.</p> <p>1. Las competencias del conocimiento a través de la combinación de teoría, práctica y competencias sociales para coordinar acciones, buscar nuevas soluciones y generar creatividad e innovación.</p> <p>1. Integración de la competencia inventiva y creadora con el conocimiento interno y externo de una organización.</p> <p>1. La mejora de las empresas ocurre en proporción al número de exaptaciones.</p>	<p>Cohen &amp; Levinthal (1989,1990,1994)</p> <p>Mertens (1996)</p> <p>Nadine (1998)</p> <p>King &amp; Lankhani (2011)</p>	<p>b) Está influenciada parcialmente</p> <p>c) Está influenciada muy poco</p> <p>d) No está influenciada</p> <p>16. ¿Integra la empresa sus competencias inventivas y creadoras con la estrategia de innovación?</p> <p>a) Las integra completamente</p> <p>b) Las integra parcialmente</p> <p>c) Las integra muy poco</p> <p>d) No las integra</p> <p>17. ¿Qué nivel de sensibilidad usted desarrolla respecto al mercado en el que compite su empresa?</p> <p>a) Muy alto</p> <p>b) Alto</p> <p>c) Medio</p> <p>d) Bajo</p> <p>e) Muy bajo</p>	<p>b) <b>Perseverancia</b> Refiere al número de intentos que los agentes deciden realizar para mejorar cada función detectada antes de pasar a la siguiente. Es una medida del esfuerzo dedicado a mejorar cada función específica (Marengo et al., 2021)</p> <p>c) <b>Competencias distintivas</b> Capacidades difíciles de imitar por parte los competidores, las cuales, al ser utilizadas activamente e introducidas en el mercado se convierten en una ventaja competitiva. Mertens (1996)</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>Estas se producen cuando los agentes crean una función y ésta es requerida por el entorno en un periodo subsecuente.</p> <p>2. La sensibilidad consiste en la Capacidad de un agente para sentir las evaluaciones del entorno externo asociadas a las funciones implementadas en su artefacto. Dicha sensibilidad incrementará el número de innovaciones, la adecuada cantidad de perseverancia permitirá identificar las posibilidades.</p> <p>1. “<i>Learning by doing</i>” y “<i>Learning by using</i>” promueven la creación de innovaciones radicales en el contexto de las aplicaciones tecnológicas de la empresa.</p>	<p>Marengo et al. (2021)</p> <p>Grashof &amp; Kopka (2021)</p>	<p>18. Si responde de medio a muy alto, ¿incrementa las innovaciones de su empresa la sensibilidad que usted desarrolla respecto al mercado en el que compete?</p> <p>a) La incrementa completamente b) La incrementa parcialmente c) La incrementa muy poco d) No la incrementa</p> <p>19. ¿Cuál es el nivel de perseverancia que usted desarrolla respecto a la demanda del producto de su empresa?</p> <p>a) Muy alto b) Alto c) Medio d) Bajo e) Muy bajo</p> <p>20. Si responde de medio a muy alto, permite el nivel de perseverancia que usted</p>	<p>d) <b><i>Learning by doing</i></b> Participación personal en la experiencia de aprendizaje. Conocimiento descubierto por el individuo, teniendo un significado que impacta en su comportamiento. Incluye la libertad de establecer sus objetivos personales, persiguiéndolos activamente dentro de un marco dado. (Ord, 2012)</p> <p>e) <b><i>Learning by using</i></b> Aprendizaje de los clientes o usuarios finales por medio del uso de un producto o servicio que acercan a una empresa para inventar un producto o servicio alineado</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>1.La innovación abierta es un enfoque que puede abrir nuevas vías en las modalidades de innovación y la experiencia, en particular en los países emergentes.</p> <p>1.La tecnología extranjera puede ser adaptada y transformada de acuerdo a las nuevas necesidades, ya que el proceso de “<i>learning by doing</i>” podría ayudar a mejorar esta misma tecnología.</p> <p>2.La imitación y la ingeniería inversa es una de las herramientas de la innovación especialmente en las economías emergentes.</p>	Benini (2016)	<p>desarrolla, identificar mayores posibilidades de innovación de su empresa?</p> <p>a) Permite completamente b) Permite parcialmente c) Permite muy poco d) No permite</p> <p>21. ¿Aplica usted el enfoque “<i>learning by doing</i>” como potencial para la innovación en la empresa?</p> <p>a) Se aplica completamente b) Se aplica parcialmente c) Se aplica muy poco d) No se aplica</p> <p>22. Si el enfoque “<i>learning by doing</i>” se aplica, ¿favorece este enfoque las innovaciones incrementales de la empresa?</p> <p>a) Favorece completamente b) Favorece parcialmente c) Favorece muy poco d) No favorece</p>	<p>con sus necesidades específicas.</p> <p>f) <b>Innovaciones incrementales</b> Conjunto de pequeñas mejoras realizadas en los productos o servicios existentes en una organización. Generalmente, estas mejoras de bajo costo ayudan a diferenciar aún más a una empresa de la competencia mientras se basan en las ofertas actuales. (Freeman et al., 1982)</p> <p>g) <b>Ingeniería inversa</b> Permite el análisis de un producto o servicio disponible en el mercado con el fin de conocer a detalle su diseño, construcción y operación. (Acosta, 2013)</p>



VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
			<p>23. ¿Desarrolla la empresa procesos de ingeniería inversa para generar nuevos productos o servicios?</p> <p>a) La desarrolla completamente  b) La desarrolla Parcialmente  c) La desarrolla Muy poco  d) No la desarrolla</p> <p>24. ¿Se beneficia usted de la ingeniería inversa para mejorar sus competencias?</p> <p>a) Se beneficia completamente  b) Se beneficia parcialmente  c) Se beneficia muy poco  d) No se beneficia</p>	
8. Estándar de efectividad	1. Hace referencia a un criterio previamente definido que permite predecir cuándo un individuo realizará una	Spencer & Spencer (1993)	25. ¿Desarrolla la empresa estándares de efectividad de las actividades de los trabajadores para evaluar el desarrollo de sus competencias?	----- -

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	tarea de forma mejorada con respecto al estándar.		a) La desarrolla completamente b) La desarrolla Parcialmente c) La desarrolla Muy poco d) No la desarrolla	
9. Estructuras de red	<p>1. Conexiones directas con los inventores.</p> <p>1. Se compone por redes formales e informales.</p> <p>1. Las redes deben estar compuesta por empresas grandes, investigadores, universidades, incubadoras o aceleradoras, empresas de apoyo y gobierno.</p> <p>1. La colaboración compuesta por diversas áreas de estudio facilita la co-creación, incrementa las competencias sociales y la capacidad para trabajar en equipo, por lo que se sugiere</p>	<p>Brusoni et al. (2021)</p> <p>Neck et al. (2004)</p> <p>Sheriff &amp; Muffatto (2018)</p> <p>Thu et al. (2021)</p>	<p>26. ¿Participa usted en redes empresariales o de innovación formales respecto al producto de su empresa?</p> <p>a) Participa completamente            b) Participa parcialmente            c) Participa muy poco            d) No participa</p> <p>27. Si participa de parcialmente a completamente, ¿permiten estas redes mejorar sus competencias?</p> <p>a) Permite completamente            b) Permite Parcialmente</p>	<p>a) <b>Redes formales.</b> Formada por universidades, gobierno, servicios de apoyo, fuentes de capital, grupo de talentos y grandes corporaciones. (Neck et al., 2004)</p> <p>b) <b>Redes informales.</b> Compuesta por amigos, familia y relaciones informales. (Neck et al., 2004)</p> <p>c) <b>Interdisciplinariedad de conocimiento.</b></p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>participar en redes interdisciplinarias, intraorganizacionales y en organizaciones externas.</p> <p>1. La creación de empresas concentradas territorialmente, integradas vertical u horizontalmente con mano de obra local altamente calificada tiene efectos multiplicadores en la economía y competitividad. A esto se refiere el enfoque de proximidad.</p>	Benini (2016)	<p>c) permite Muy poco d) No permite</p> <p>28. ¿Participa usted en redes empresariales o de innovación informales en relación al producto o negocio de su empresa?</p> <p>a) Participa completamente b) Participa parcialmente c) Participa muy poco d) No participa</p> <p>29. Si participa de parcialmente a completamente, ¿permiten estas redes mejorar sus competencias?</p> <p>a) Permite completamente b) Permite Parcialmente c) Permite Muy poco d) No permite</p> <p>30. ¿Son las redes internas de su empresa de carácter interdisciplinario?</p>	Compuesta por diversas áreas de especialización con expertos de diferentes orígenes. Tiene asignación de tareas y estructura clara del equipo que lo compone. (Moe et al., 2021)

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
			<p>a) Son completamente b) Son parcialmente c) Son muy poco d) No son</p> <p>31. Si la participación es parcial o completamente, ¿influyen estas redes en el desarrollo de sus competencias?</p> <p>a) Influye completamente b) Influye parcialmente c) Influye muy poco d) No influyen</p> <p>32. ¿Influye la proximidad geográfica de las empresas que se relacionan con el producto de su empresa en una mayor efectividad y desarrollo de sus competencias?</p> <p>a) Influye completamente b) Influye parcialmente c) Influye muy poco d) No influyen</p>	

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
10. Arquitectura estratégica	<p>1. Identifica y compromete a unificar técnica y productivamente a las unidades estratégicas de negocio para generar ventaja competitiva.</p> <p>1. Estrategias complejas difíciles de imitar por parte de los competidores debido a las capacidades combinadas e integradas, elementos estratégicos y arquitectura de conocimiento</p>	<p>Prahalad &amp; Hamel (1990)</p> <p>Brusoni et al. (2021)</p>	<p>33. ¿Se relaciona el desarrollo de sus competencias con los objetivos de las unidades estratégicas de la empresa?</p> <p>a) Se relaciona completamente</p> <p>b) Se relaciona parcialmente</p> <p>c) Se relaciona muy poco</p> <p>d) No se relaciona</p>	<p>-----</p> <p>-</p>
11. Experiencia	<p>1. Entendida como trayectorias de ocupación. Trabajo formal e informal como empresario, empresa o híbrido. Trabajo estable y/o temporal.</p> <p>1. Entendida como competencias básicas. Se trata de experiencias tecnológicas relacionados con los de producto y procesos y capacidad</p>	<p>Mertens (1996)</p> <p>Coombs (1996)</p>	<p>34. ¿Desarrolla actividades informales a favor del desarrollo del negocio de su empresa?</p> <p>a) Desarrolla completamente</p> <p>b) Desarrolla parcialmente</p> <p>c) D) Desarrolla muy poco</p> <p>d) No desarrolla</p> <p>35. ¿Influye las actividades informales en el desarrollo de</p>	<p>a) <b>Actividades informales.</b> Carecen de acuerdos contractuales, existe poca separación entre trabajo y capital, basadas en empleo casual. Usualmente incluye la falta de competencias y escasa productividad</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>organizacional para desplegar la experiencia de manera efectiva.</p> <p>1. Conocimiento tácito y es relacionado con las habilidades. Es personal y no se encuentra organizado.</p> <p>1. Concebida como aprendizaje situado, construido con la realidad, el conocimiento y la experiencia de valores y competencias.</p> <p>Los fracasos empresariales permiten la comprensión del comportamiento e impulsan el conocimiento.</p> <p>Las start-ups se benefician de aquel conocimiento acumulado y experiencias previas de los fundadores, lo cual da un efecto duradero en las capacidades y</p>	<p>Morcillo et al. (2000)</p> <p>Rychen &amp; Salganik (2003)</p> <p>Mason &amp; Harrison (2006)</p> <p>Bahoo et al. (2021);</p>	<p>sus competencias dentro de la empresa?</p> <p>a) Influye completamente b) Influye parcialmente c) Influye muy poco d) No influye</p> <p>36. ¿Cómo influyen los fracasos empresariales en el desarrollo y fortalecimientos de sus competencias?</p> <p>a) Influye muy positivamente b) Influye positivamente c) Influye negativamente d) Influye muy negativamente</p> <p>37. ¿El conocimiento de los fundadores de la empresa ha beneficiado el desarrollo de sus competencias de innovación?</p> <p>a) Se ha beneficiado completamente</p>	

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	procesos de aprendizaje y desempeño.		<ul style="list-style-type: none"> <li>b) Se ha beneficiado Parcialmente</li> <li>c) Se ha beneficiado muy poco</li> <li>d) No se ha beneficiado</li> </ul>	
12. Habilidades	<p>1. Lo que el individuo sabe hacer bien.</p> <p>1. Calificaciones requeridas: Habilidades académicas de desarrollo personal y trabajo en equipo:</p> <p>1. Competencia práctica: Acciones operativas.</p> <p>1. Competencia funcional (saber hacer).</p> <p>1. Capacidad para ejecutar una tarea en determinado contexto.</p> <p>1. Se capaz, ser diestro, ser capaz de realizar algo con facilidad.</p>	<p>Spencer &amp; Spencer (1993)</p> <p>Mertens (1996)</p> <p>Nadine (1998)</p> <p>Gallego-Arrufat (2007)</p> <p>OCDE (2012, 2018, 2019)</p> <p>González &amp; Wagenaar (2003)</p>	<p>38. Los cambios tecnológicos y la transformación digital en el sector IA le exige habilidades complementarias a las que ya usted posee?</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>a) Las exige completamente</li> <li>b) Las exige parcialmente</li> <li>c) Las exige muy poco</li> <li>d) No las exige</li> </ul> <p>39. ¿Influyen las habilidades complementarias que usted posee en la efectividad de las estrategias de innovación y adaptabilidad de su empresa?</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>a) Las exige completamente</li> <li>b) Las exige parcialmente</li> <li>c) Las exige muy poco</li> <li>d) No las exige</li> </ul>	<p>a) <b>Habilidades complementarias</b> Habilidades suplementarias asociadas con mayor frecuencia con una mayor demanda como el servicio al cliente y personal, el juicio y la toma de decisiones, el diseño de tecnología, la fluidez de ideas, la ciencia y el análisis de operaciones. (Bakhshi et al., 2017)</p> <p>b) <b>Habilidades interactivas y de adaptabilidad</b> Interacción social y juicio, tiende a fijar el ritmo de trabajo.</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>1. Se comprenden como habilidades cohesivas y estructuradas que permiten la colaboración y generación de capacidades de conocimiento integradas.</p> <p>1. Dentro del marco del cambio tecnológico, la Inteligencia artificial tiene efectos sobre las habilidades, requiriendo habilidades complementarias, incremento de la complejidad de las habilidades de aprendizaje, así como la necesidad de habilidades interactivas y de adaptabilidad.</p> <p>1. El potencial de la inteligencia artificial en las actividades laborales específicas esta dirigidas por la tecnología.</p>	<p>Brusoni et al. (2021)</p> <p>Holm &amp; Lorenz (2021)</p> <p>Carbonero et al. (2021)</p>	<p>40. ¿Los cambios tecnológicos y la transformación digital en el sector IA le exige habilidades interactivas y de adaptabilidad?</p> <p>a) Las exige completamente b) Las exige parcialmente c) Las exige muy poco d) No las exige</p> <p>41. ¿Están sus tareas relacionadas con la ocupación o cargo que ocupa dentro de la empresa?</p> <p>a) Están relacionadas completamente b) Están relacionadas parcialmente c) Están relacionadas muy poco d) No están relacionadas</p>	<p>(Holm &amp; Lorenz, 2021)</p> <p>c) <b>Ocupación</b> Aquellas actividades con sentido en la que la persona participa cotidianamente y que puede ser formalizada de acuerdo al puesto desempeñado.</p>



VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	2. Las ocupaciones en las economías menos avanzadas demandan distintas habilidades comparadas con las economías más avanzadas.			
13. Productividad	<p>1. Dentro del contexto del cambio tecnológico, la automatización es el factor clave en la polarización de la demanda (alto requerimiento o bajo requerimiento) de las habilidades e incremento de desigualdad salarial.</p> <p>2. La automatización requerirá habilidades premium de los trabajadores; dejar tareas rutinarias por tareas no rutinarias.</p> <p>3. La productividad de una tarea está sujeta a la habilidad de la persona. El tiempo de aprendizaje y</p>	Bordot (2021)	<p>42. ¿Cuál es el tiempo que invierte en tareas rutinarias durante una semana?</p> <p>a) De 75% a 100%</p> <p>b) De 50 a 75%</p> <p>c) De 25% a 50%</p> <p>d) De 0% a 25%</p> <p>43. ¿Son las habilidades, las competencias o las capacidades las que impactan en la productividad y en la capacidad de innovación de la empresa?</p> <p>a) Habilidades de 75% a 100%</p> <p>b) Capacidades de 75% a 100%</p>	<p>a) <b>Habilidad</b> hace referencia a la capacidad adquirida por un individuo que le permite utilizar sus conocimientos y hábitos en una actividad teórica o práctica. (Iglesias et al., 2008)</p> <p>b) <b>Capacidad</b> recurso <i>incrustado e intransferible</i> en la empresa o en el individuo, cuyo objetivo es la productividad. Representan condiciones</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
	<p>adquisición de habilidades depende del tiempo invertido en una tarea.</p> <p>1. Los empleados con habilidades relacionadas a la inteligencia artificial obtienen mejores puestos de trabajo e ingresos.</p>	<p>Duch-Brown et al. (2021)</p>	<p>c) Competencias de 75% a 100%</p>	<p>cognitivas, afectivas y psicomotrices que permiten aprender y desarrollar una tarea. (Makadok, 2001)</p> <p>c) <b>Tareas rutinarias</b> Tareas que siguen procedimientos bien definidos que pueden ser fácilmente realizadas por algún tipo de algoritmo. Implica actividades claras y repetidas. (Frey &amp; Osborne, 2013)</p> <p>d) <b>Tareas no rutinarias</b> Tareas poco susceptibles de ser automatizadas. Implica diferentes acciones variantes en el tiempo, y requiere contar capacidades de procesamiento visual, socioemocionales y</p>

VARIABLES	DEFINICIÓN DEL AUTOR	AUTOR	PREGUNTA PARA EL CUESTIONARIO	CONCEPTOS
				motoras que no pueden ser descritas de forma programable.