

ARTÍCULOS

Sometido 29-04-2020 Aprobado 16-06-2021

Evaluated by the system *double blind review*. Editor científico invitado: Sanderson Macedo Barbalho

Versión original | DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020220303>

ADOPCIÓN Y DIFUSIÓN DE LAS TECNOLOGÍAS 4.0 A PARTIR DE LA TRAYECTORIA INNOVATIVA Y LA ESCALA DE OPERACIÓN: EL CASO DE CHILE

Adoção e difusão de tecnologias 4.0 baseadas na trajetória inovadora e na escala de operação: O Caso do Chile

Adoption and diffusion of technologies 4.0 based on the innovative trajectory and the scale of operation: The Case of Chile

Francisco Gatica-Neira¹ | fgatica@ubiobio.cl | ORCID: 0000-0002-1968-9384

¹Universidad del Bío-Bío, Departamento de Economía y Finanzas, Facultad de Ciencias Empresariales, Concepción, Chile

RESUMEN

Se analizan los factores que pueden explicar la difusión de las tecnologías 4.0 en la economía chilena. Trabajamos con las empresas que pueden ser calificadas como “proveedoras especializadas” y “basadas en ciencias” pertinentes al campo tecnológico analizado. Se utilizan los datos de la Décima Encuesta Nacional de Innovación realizada por el Instituto Nacional de Estadística (2018). Se realiza un análisis factorial confirmatorio de segundo orden para identificar las variables que mejor explican la difusión. Se utilizó el software Lisrel 8.8 realizando las estimaciones con el método de mínimos cuadrados ponderados diagonales robustos (DWLS) debido a que se trabaja con variables ordinales. Los principales resultados dan cuenta de lo relevante de los proyectos de innovación futura y la cantidad de trabajadores contratados por cada empresa para estimular la difusión tecnológica.

Palabras Clave: Procesos de difusión tecnológica, políticas gubernamentales, análisis factorial confirmatorio, industria 4.0, innovación tecnológica.

RESUMO

São analisados os fatores que podem explicar a difusão de tecnologias 4.0 na economia chilena. Trabalhamos com empresas que podem ser classificadas como "fornecedores especializados" e "baseados na ciência" relevantes para o campo tecnológico analisado. São utilizados os dados da Décima Pesquisa Nacional de Inovação, realizada pelo Instituto Nacional de Estatística (2018). Uma análise fatorial confirmatória de segunda ordem é realizada para identificar as variáveis que melhor explicam a difusão. Utilizou-se o software Lisrel 8.8, realizando as estimativas com o método robusto de mínimos quadrados ponderados na diagonal (DWLS) devido ao trabalho com variáveis ordinais. Os principais resultados mostram a relevância de futuros projetos de inovação e o número de trabalhadores contratados por cada empresa para estimular a difusão tecnológica.

Palavras-Chave: Processos tecnológicos de difusão, políticas governamentais, análise fatorial confirmatória, indústria 4.0, inovação tecnológica.

ABSTRACT

The factors that can explain the diffusion of 4.0 technologies in the Chilean economy are analyzed. We work with companies that can be classified as "specialized suppliers" and "science-based" relevant to the analyzed technological field. The data from the Tenth National Innovation Survey carried out by the National Statistics Institute (INE, 2018) are used. A confirmatory factor analysis of the second order is performed to identify the variables that best explain the diffusion. Lisrel 8.8 software was used, making the estimations with the robust diagonal weighted least squares method (DWLS) because we work with ordinal variables. The main results show the relevance of future innovation projects and the number of workers hired by each company to stimulate technological diffusion.

Keywords: Technological diffusion processes, government policies, confirmatory factor analysis, industry 4.0, technological innovation.

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo analiza los factores que pueden explicar la difusión de las tecnologías 4.0 entendidas estas como la aplicación de sensores, algoritmos de aprendizaje, virtualización de procesos, internet de las cosas, entre otros desarrollos que mejoran la rentabilidad y la flexibilidad del proceso productivo.

Nuestro objetivo es analizar los factores que explican la “potencia difusora” de los sectores vinculados a las industrias 4.0, los que responden a la categoría de “proveedores especializados” y “basados en ciencia”. En la línea de los modelos de ecuaciones estructurales se realiza un análisis factorial confirmatorio de segundo orden, con variables ordinales, usando como método de estimación los mínimos cuadrados ponderados diagonales robustos (DWLS) sobre una base de datos de 313 empresas chilenas informadas en la *Décima Encuesta Nacional de Innovación de Empresas* aplicada por el Instituto Nacional de Estadística (2018).

De la revisión de la base de datos de la Web of Science core collection (abril 2021) ante la consulta por tema: “Industry 4.0” y posteriormente “Chile” el sistema arrojó 11 publicaciones. Los temas tratados fueron las aplicaciones en las industrias del cobre, forestal, acuícola, medioambiental (CO₂), nutrición y manufactura. No identificamos otra investigación en el caso chileno que analice los factores de adopción y difusión con una mirada global utilizando los modelos de ecuaciones estructurales. Los trabajos actuales están principalmente centrados en identificar las barreras a la adopción en tecnologías y sectores específicos. Esta investigación, a nuestro juicio, llena un vacío investigativo aportando un modelo, basado en datos, que explica los determinantes de la adopción y la adopción de estas nuevas tecnologías.

Entre las principales conclusiones tenemos que la capacidad de difusión tecnológica se explica principalmente por la innovación más que por la escala de operación de la empresa. Por el lado de las variables observadas resultan claves la posibilidad de innovar en el futuro, la facilidad para innovar asociada a la percepción de los obstáculos, la proporción de mano de obra profesional y la cantidad total de trabajadores que tiene la empresa.

EMERGENCIA DE LAS TECNOLOGÍAS 4.0

La Cuarta Revolución Industrial por la vía de la digitalización de los diferentes eslabones va a cambiar completamente la configuración de las cadenas de valor (Schwab, 2016; Tirole, 2017). Las tecnologías 4.0 cruzarán transversalmente a todos los sectores económicos y permitirán que los procesos mejoren en modularidad, orientación al servicio, capacidad de decisión, descentralización, virtualización e interoperatividad (Lasi, Fettke, Feld, Kemper & Hoffmann, 2014; Hermann, Pentek, & Otto, 2016; Lee, Bagheri, & Kao, 2015).

Esta revolución tecnológica generará un fuerte impacto en el empleo, en especial en países en vías de desarrollo (Nedelkoska & Quintini, 2018). Los estudios prospectivos en Europa Occidental (Berger, 2016) presentan una curva donde la tasa de desocupación sube y al cabo de 20 años se recupera el empleo, para luego volver a los niveles previos al proceso de automatización. La velocidad de recuperación del empleo será un resultado de la creación de nuevas empresas a partir de la relocalización de nuevos negocios, del surgimiento de una

industria de equipamiento tecnológico y del desarrollo de nuevos servicios a partir de las nuevas tecnologías 4.0 (Berger, 2016).

En este contexto, Bogliacino y Pianta (2016) analizan las taxonomías de Pavitt a partir de la revisión de los datos de innovación de empresas manufactureras y de servicios en la Unión Europea, comprobando la heterogeneidad de modelos de innovación al nivel sectorial. Una conclusión que se extrae es que para hacer frente a las tecnologías 4.0 se debe actuar focalmente con políticas públicas sobre los sectores “basados en ciencia” y “proveedores especializados” maximizando la difusión tecnológica, la que no sólo se dará por la oferta de productos y servicios que incorporen tecnologías 4.0 de estos sectores al resto de la economía, sino que también se podrá dar por la implementación de instancias de colaboración entre clientes y proveedores o por la vía de la vinculación de centros de investigación (Lepore, Dubbini, & Micozzi, 2021).

Esta investigación estudió los factores que explican la adopción y la difusión de tecnologías 4.0 en los sectores “proveedores especializados” y “basados en ciencia” (ver Cuadro 1), los que resultan ser fundamentales para expandir la industria 4.0 al resto de las empresas de la economía nacional.

Cuadro 1. Identificación de los sectores económicos a analizar vinculados a la difusión de tecnologías 4.0

Actividad económica	Glosa de actividad económica sobre sectores basados en ciencia y proveedores especializados.
26	Fabricación de productos de informática, de electrónica y de óptica.
27	Fabricación de equipo eléctrico
28	Fabricación de maquinaria y equipo
61	Telecomunicaciones
72	Investigación científica y desarrollo.

Fuente: Elaboración propia a partir de la Décima Encuesta Nacional de Innovación (2018).

En el caso chileno, las nuevas tecnologías 4.0 están en una fase temprana de difusión. El Ministerio de Economía (Minecon, 2020) publicó recientemente los resultados de una encuesta aplicada a 3.344 empresas sobre el nivel de adopción de las TIC. Haciendo un especial énfasis en el *big data* y en la identificación por radiofrecuencia (RIFD), se destacan dos conclusiones:

- Se evidencia una importante brecha en la difusión de estas tecnologías complejas en relación con el promedio de los países de la OECD. Por ejemplo, en Chile el *big data* aparece en el 2% de las empresas, en tanto que en la OECD, en el 13%, y en el caso de las RIFD aparecen mencionadas en el 6%, en cambio en la OECD, en el 14%.
- Se observa una brecha en el nivel de adopción de estas mismas tecnologías según el tamaño de empresas. Por ejemplo en el *big data* el 7,2% de las grandes empresas lo tienen implementado, en cambio en las pequeñas y medianas, sólo el 1,7% y en las RIFD está presente en el 22% de las grandes y solo en el 4% de las pequeñas y medianas.

Ante este escenario, es fundamental contar con políticas públicas pertinentes para difundir las tecnologías 4.0 en el tejido productivo nacional buscando acortar las brechas que pueda presentar la pequeña y mediana producción. Actualmente, en el caso chileno no hay una política pública orientada a desarrollar y difundir las tecnologías 4.0 en la economía nacional. Las iniciativas

de desarrollo de tecnologías 4.0 están centradas en la aplicación de sensores y monitoreo en el sector minero y en la industria intensiva en recursos naturales (Gatica & Ramos, 2020).

Resulta clave contar con una política industrial que estimule la adopción de tecnologías 4.0 y ayude a incorporar nuevas prácticas de gestión orientadas al aprendizaje y la capacidad de innovación mediante la oferta de infraestructura, capital humano y socios estratégicos (Lepore et al., 2021). En esta línea, la política pública puede:

- Solucionar los problemas de infraestructura tecnológica, marcos legales y seguridad informática (Chauhan, Singh, & Luthra, 2021).
- Jugar un rol estratégico en facilitar las iniciativas de innovación de este tipo de tecnologías en la pequeña producción (Chege, Wang, & Suntu, 2020).
- Estimular la creación de nuevos modelos de negocios como una forma de generar nuevos empleos para impulsar el desarrollo económico (Dean & Spoehr, 2018), e
- Impulsar la apertura de mercados con mayor contenido tecnológico facilitando el surgimiento de nuevas empresas (Mazzucato, 2017).

Este estudio entrega información para estimular la difusión de estas nuevas tecnologías en el tejido productivo nacional llenando un espacio que no está siendo lo suficientemente abordado por las investigaciones en la actualidad.

REVISIÓN TEÓRICA QUE FUNDAMENTA LAS HIPÓTESIS

A continuación, se presenta una revisión bibliográfica que permite justificar las diferentes hipótesis del modelo de ecuaciones estructurales (ver Cuadro 2).

Las empresas que presentan una trayectoria innovadora tienen una mayor flexibilidad organizativa, lo que es una condición fundamental para adoptar y difundir tecnologías 4.0. En este sentido, una cultura empresarial proclive a la innovación junto con una estrategia de mejora continua de procesos y productos facilitan la adopción de las nuevas tecnologías (Agostini & Filippini, 2019; Horváth & Szabo, 2019; Rojas-Córdova, Heredia-Rojas, B., & Ramírez-Correa, 2020) y permiten generar nuevos modelos de negocios por la vía de la personalización del consumo, la comercialización de nuevos algoritmos que se complementan con la producción, y la mejor operación de una red de valor (Botha, 2019; Müller, Kiel, & Voigt, 2018).

La incorporación de las tecnologías 4.0 demanda importantes recursos financieros, tecnológicos y humanos, lo que obliga a superar muchos obstáculos (Arnold, Veile, & Voigt, 2018; Dalenogarea, Benitez, & Ayala, 2018; Ingaldi & Ulewicz, 2020). El líder deberá gestionar la incertidumbre que conlleva todo cambio técnico, rompiendo las inercias y los miedos organizacionales (Chauhan et al., 2021). Ante la escasez de recursos y los altos costos es fundamental que las empresas definan objetivos factibles de alcanzar para generar un exitoso proceso de transformación digital (Kiraz, Canpolat, Özkurt, & Taşkın, 2020).

En definitiva, las empresas que tienen una trayectoria innovadora, vale decir: aquellas que han presentado innovaciones en el pasado, que poseen proyectos innovativos para el futuro y

que tienen menores obstáculos para innovar presentan una mayor capacidad para adoptar y difundir las nuevas tecnologías 4.0. De aquí surgen tres hipótesis:

H1: Relación positiva entre la tasa de innovación pasada y la capacidad innovativa, favoreciendo la capacidad difusora de tecnologías 4.0.

H2: Relación positiva entre la existencia de proyectos de innovación futuros y la capacidad innovativa, lo que favorece la capacidad difusora de tecnologías 4.0.

H3: Relación positiva entre las variables que facilitan la innovación y la capacidad innovativa, aumentando la potencia difusora de tecnologías 4.0.

Al analizar los procesos de adopción en tecnologías específicas –RIFD, *big data*, B2B– se concluye que es fundamental contar con capital humano calificado para prospectar, adaptar e integrar las nuevas tecnologías (Chege et al., 2019; Reyes & Visich, 2016; Vowles, Thirkell, & Sinha, 2011). Las empresas que tienen recursos humanos con destrezas digitales e innovativas tienen una mayor probabilidad de adoptar de tecnologías 4.0, reduciendo la resistencia al cambio al momento de adoptar nuevas tecnologías (Agostini & Filippini, 2019; Cabrera-Sánchez & Villarejo-Ramos, 2019).

El recurso humano calificado permite visualizar con más claridad los beneficios marginales de invertir, permitiendo que la empresa sea más proclive a adoptar tecnologías 4.0 (Prause & Günther, 2019; Reyes et al., 2016). El incremento de estos beneficios será mayor si contamos con mano de obra calificada, debido a la alta incidencia de este recurso en las mejoras de eficiencia (Fuente, Rojas, & Leiva, 2019). En este sentido, el tener trabajadores especializados permite visualizar nuevos mercados y clientes, lo que es un elemento clave para decidir si comenzar o no un proceso de transformación digital (Kiraz et al., 2020).

En resumen, las empresas deben contar con mano de obra calificada para buscar, visualizar los beneficios e implementar las nuevas tecnologías. De aquí surgen tres hipótesis:

H4: Relación positiva entre la participación de la mano de obra con posgrado y la capacidad innovadora, lo que favorece la fuerza difusora de tecnologías 4.0.

H5: Relación positiva entre la dotación de mano de obra profesional y la capacidad innovadora, lo que facilita la capacidad difusora de tecnologías 4.0.

H6: Relación positiva entre la variación de las ventas con relación a la capacidad innovativa, lo que ayuda a la potencia difusora de tecnologías 4.0

Finalmente, la decisión de invertir en TIC depende del tamaño de la empresa por las altas barreras financieras que estas implican (Brambilla, 2018). Las grandes empresas, en especial las multinacionales, tienen menores barreras de entrada para adoptar tecnologías 4.0 (Horváth & Szabo, 2019). Por su parte, Ingaldi y Ulewicz, (2020) identifican que tener tecnología obsoleta dificulta la adopción, lo que es más frecuente en las empresas antiguas, generando problemas de compatibilidad e integración tecnológica. Finalmente, Gatica (2018) concluye que la antigüedad tiene una relación negativa en la tasa de innovación de este sector, lo que puede afectar negativamente la adopción tecnológica 4.0. De este punto surgen las siguientes hipótesis:

H7: Relación positiva entre un mayor volumen de venta y la mayor escala de operación, lo que ayuda a aumentar la capacidad difusora de tecnología 4.0.

H8: Relación positiva entre la cantidad total de trabajadores contratados y la escala de operación, aumentando la fuerza de las empresas difusoras de tecnologías 4.0.

H9: Relación negativa entre la antigüedad y la escala de operación de las empresas difusoras de tecnologías 4.0.

METODOLOGÍA

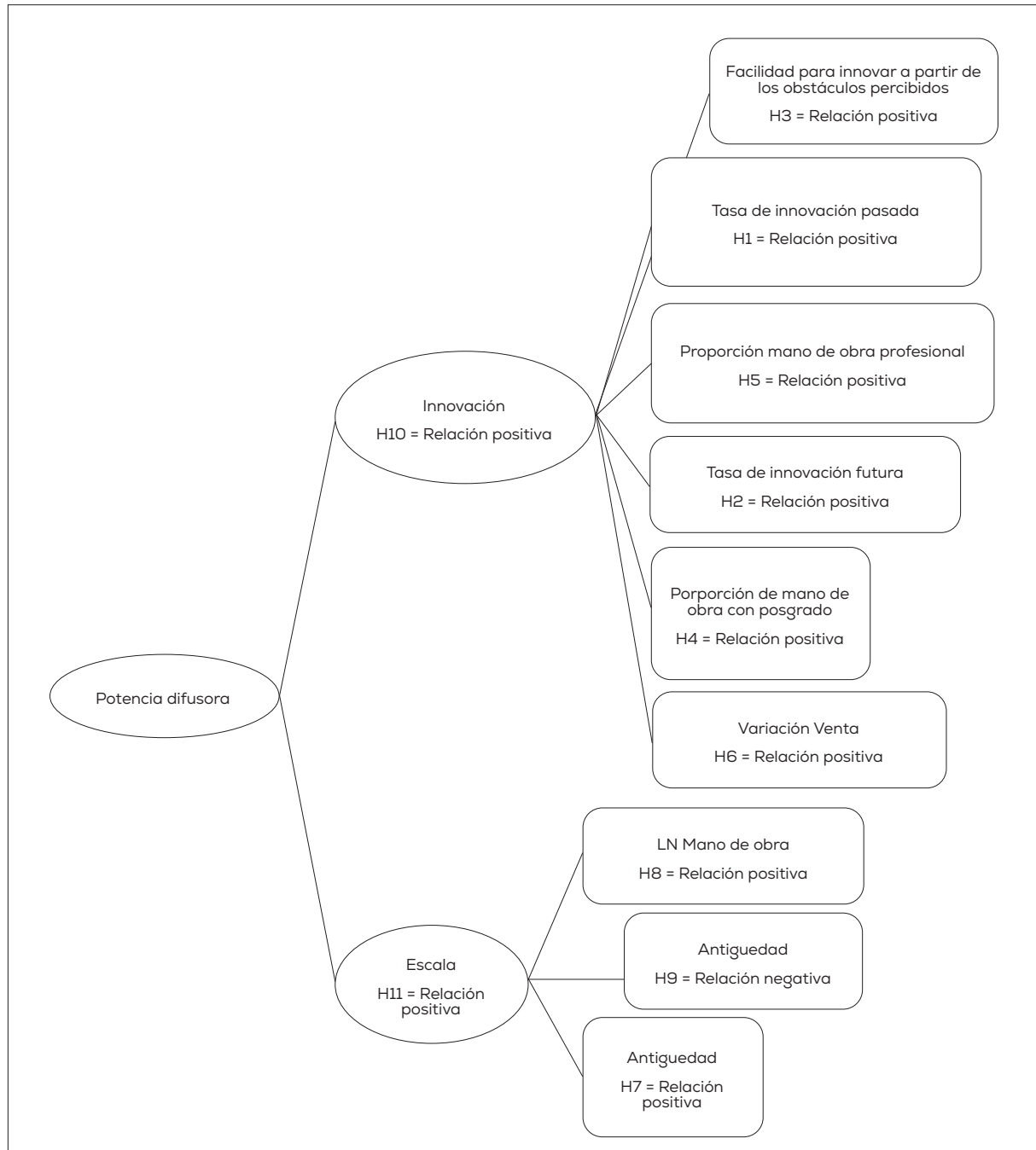
Se trabaja con un análisis factorial confirmatorio de segundo orden que se enmarca en los modelos de ecuaciones estructurales. Este tipo de metodología ha sido utilizado en el estudio de la economía de la innovación para analizar la adopción tecnológica (Agostini & Filippini, 2019; Cabrera-Sánchez & Villarejo-Ramos, 2019; Chauhan et al., 2021; Chege et al., 2020; Müller et al., 2018). Sin embargo, hay muy pocos estudios que consideren específicamente los modelos de ecuaciones estructurales y la adopción de la Industria 4.0 (Kiraz et al., 2020). A partir de esto, creemos que nuestro trabajo constituye un aporte que llena un vacío investigativo.

Se construye un modelo que utiliza los datos disponibles en la Encuesta de Innovación y genera tres variables latentes:

- Capacidad Innovativa (Innov): Entendida como la potencia innovadora que se explicaría por la presencia de innovación en el pasado, la propuesta de innovación en el futuro, la facilidad para innovar a partir de la percepción de los obstáculos, la participación de mano de obra con posgrado, la participación de la mano de obra profesional y la variación de las ventas. Al respecto, nuestra hipótesis de trabajo es que existe una relación positiva entre la capacidad innovativa y la capacidad para difundir las tecnologías 4.0.
- Escala de operación (escala): Entendida como el tamaño que presentan las empresas. Se consideran como variables explicativas el volumen de las ventas, la cantidad total de trabajadores y la antigüedad de la empresa. Al respecto, nuestra hipótesis de trabajo es que existe una relación positiva entre tamaño de operación y posibilidad de generar difusión de las tecnologías 4.0.
- Potencia difusora (difusora). Que representa la capacidad de las empresas “proveedoras especializadas” y “basadas en ciencia” para difundir las tecnologías 4.0 en el resto de la economía nacional. Según nuestro modelo, la capacidad difusora dependería positivamente de la capacidad de innovar que tengan las empresas y de la escala de operación que estas presenten.

En este sentido el lector puede revisar la figura 1 que presenta las diferentes variables latentes y explicativas.

Figura 1. Relación entre variables explicativas de la capacidad de dispersión tecnológica



En tanto en lo Cuadro 2 se presentan con mayor nivel de detalle las variables explicativas, la métrica a partir de la información disponible en la Encuesta de Innovación, la explicación y la relación esperada en el contexto del modelo a partir de la revisión bibliográfica.

Cuadro 2. Identificación de las variables explicativas y formulación de la relación hipotética

Variable explicativa	Métrica	Explicación	Hipótesis en relación a la variable latente y autores que la sustentan
Tasa de innovación pasada. (Tinn)	= $[\sum \text{puntaje por empresa } i \text{ (Bienes nuevos+ Servicios nuevos + Método de producción mejorado + Mejorado método de logística+ Mejora soporte + Nuevas prácticas de org. de proceso + Nuevos métodos de org. de responsabilidades +Nuevos métodos de org relaciones externas + Cambios en el diseño de envases + Nuevos medios de promoción + Nuevos métodos para canales de distribución + Nuevos métodos de tarificación+ Innovación social)} / \sum \text{puntaje máximo}] * 100$	La empresa que presenta tasa de innovación tiene una mayor probabilidad de incorporar en su organización tecnologías 4.0 y mayor será la posibilidad de difundir estas tecnologías. .	H1: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa. Horváth et al 2019, Chauhan et al 2021, Müller et al. 2018, Agostini et al 2019, . Rojas-Córdova et al. (2020),
Perspectiva de innovación futura (Rinnf)	= $\sum \text{de presencia innovación futura en (Producto + Proceso + MKT + Gestión organizativa + Carácter social)} * 100$	La empresa que tiene más expectativas de generar innovación en diferentes frentes del desarrollo organizacional presenta una mayor capacidad para difundir tecnologías 4.0.	H2: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa. Horváth et al 2019, Chauhan et al 2021, Müller et al. 2018, Agostini et al 2019, (Botha 2019
Facilidad para innovar a partir de los obstáculos percibidos (Inv Obstacul)	= $1 - [\sum \text{puntaje por empresa } i \text{ (Falta de fondos propios + Falta de financiamiento externo + Costo muy alto de la innovación + Falta de personal calificado + Falta de información de tecnología + Falta de información sobre mercados + Dificultad para encontrar partner + Mercado dominado por empresas establecidas + Incertidumbre respecto a la demanda por bienes + No es necesario debido a innovación previas + No es necesario por falta de demanda de innovaciones + Dificultad regulatoria)} / \sum \text{puntaje máximo}] * 100$	Cuanto mayor percepción de las facilidades de innovación, mayor la capacidad innovativa.	H3: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa Reyes et al. (2016), Arnold et al. (2018), Cabrera-Sánchez (2019), Chege et al (2020), Horváth et al 2019, Kiraz et al. (2020), Agostini et al 2019.

(Continúa)

Cuadro 2. Identificación de las variables explicativas y formulación de la relación hipotética

Variable explicativa	Métrica	Explicación	Hipótesis en relación a la variable latente y autores que la sustentan
Participación de mano de obra con posgrado. (PorcMOPos)	$= \left[\frac{\text{Total de magister o doctor}}{\text{Total de mano de obra}} \right] * 100$	El contar con mano de obra con posgrado permite aumentar la probabilidad de innovar, facilitando la difusión tecnológica.	H4: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa. Ingaldi et al. (2020), Dalenogarea et al. (2018), Reyes et al. (2016), Vowles et al. (2011) Chege et al (2020). Agostini et al 2019.
Participación de mano de obra profesional (PorcMOPro)	$= \left(\frac{\text{Total de profesionales y técnico}}{\text{Total de Mano de obra}} \right) * 100$	El contar con mano de obra con nivel de calificación de profesional permite aumentar la probabilidad de innovar.	H5: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa. Ingaldi et al. (2020), Dalenogarea et al. (2018), Reyes et al. (2016), Vowles et al. (2011), Chege et al (2020)
Variación de las ventas (Varventa)	$= \left[\frac{\text{Ventas } \$ 2016 - \text{ventas } \$ 2015}{\text{Ventas } \$ 2015} \right] * 100$	Un incremento en las ventas puede generar un incentivo a la adopción tecnológica.	H6: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Capacidad innovativa. Prause et al. (2019), Reyes et al. (2016)
Volumen de ventas (LN Ventas)	Logaritmo natural del volumen de venta (\$)	A mayor volumen de ventas, mayor efecto difusor producto del tamaño que le permite la adopción de tecnología.	H7: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Escala. Ingaldi et al. (2020), Reyes et al. (2016), Kiraz et al. (2020)
Cantidad total de mano de obra (LN Mototal)	Logaritmo natural del Número de trabajadores	A mayor tamaño de la empresa, mayor su capacidad difusora. .	H8: Relación positiva (+) en relación con la variable latente Escala. Ingaldi et al. (2020), Reyes et al. (2016), Chege et al (2020), Brambilla (2018)
Antigüedad (Antig)	Años de creación de la empresa	A mayor antigüedad de la empresa, menor capacidad difusora, por tener modelos de producción de difícil adaptación.	H9: Relación negativa (-) en relación con la variable latente Escala. Ingaldi et al. (2020), Gatica (2018)

(Conclui)

Tal como se mencionó anteriormente, la distribución que presentan las variables estudiadas no cumplen los supuestos de normalidad multivariable, por tanto se trabaja con modelos específicos para variables ordinales (Jöreskog, 1994), vale decir, se utilizó una matriz de correlación de Pearson, policórica y poliserial (Tabla 1) y se aplicó un método de estimación de mínimos cuadrados ponderados diagonales robustos (DWLS), contenido en el sistema Lisrel 8.8, especialmente diseñado para variables ordinales.

Tabla 1. Matriz de correlación

Entre paréntesis se consigna si la correlación es PE = Pearson, PC = Policóricas, PS = Poliserial

	Facili-dad	Rinnf	Antig	LNventa	Varventa	LNMotota	PorMOPos	PorMOProf	Tinnv
Facilidad	1.00								
Rinnf	0.01 (PS)	1.00							
Antig	0.04 (PE)	-0.07 (PS)	1.00						
LNVentas	0.19 (PS)	0.11 (PC)	0.26 (PS)	1.00					
Varventa	0.08 (PE)	0.05 (PS)	-0.09 (PE)	0.16 (PS)	1.00				
LNMotota	0.14 (PS)	0.13 (PC)	0.25 (PS)	0.80 (PC)	0.09 (PS)	1.00			
PorMOPos	-0.02 (PE)	0.02 (PS)	-0.07 (PE)	-0.02 (PS)	0.09 (PE)	-0.06 (PS)	1.00		
Por MoPro	0.09 (PE)	0.20 (PS)	-0.15 (PE)	-0.05 (PS)	-0.03 (PE)	-0.13 (PS)	-0.01 (PE)	1.00	
Tinn	0.20 (PS)	0.58 (PC)	-0.12 (PS)	0.23 (PC)	-0.03 (PS)	0.26 (PC)	0.06 (PS)	0.20 (PS)	1.00

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de Lisrel 8.8.

En las tablas 3 y 5 se presentan diferentes criterios para medir la calidad de los modelos distinguiendo indicadores: de bondad de ajuste, de ajuste incremental y de ajuste de parsimonia. Considerando que se trabaja con muestras grandes, se presenta la razón entre la prueba chi cuadrado y los grados de libertad (Hooper, Coughlan, & Mullen, 2008).

El análisis comenzó con 373 empresas. Sin embargo, se eliminaron casos con datos incompletos y erráticos. De este barrido se llegó finalmente a 313, lo que representa un 83% del total original. Hay que consignar que se trabaja con 12 variables entre latentes y explicativas, por tanto, por cada variable tenemos una relación de 26,08 empresas, lo que está por sobre lo exigido en este tipo de estudios, de 15 unidades de estudio por variable (Hair, Andersen, Tathan, & Black, 1999).

RESULTADOS

Se presenta una revisión previa de datos, lo que permite contextualizar los resultados finales. Posteriormente, se desarrollan el primer modelo completo y un segundo modelo mejorado.

Revisión previa de datos

A continuación, en la tabla 2 se presentan algunos indicadores que dan cuenta del tipo de innovación futura, pasada y los obstáculos percibidos a la innovación en este tipo de empresas difusoras de las tecnologías 4.0.

Tabla 2. Distribución de los tipos de innovación futura y pasada, y obstáculos a la innovación

		Número de empresas	Porcentaje sobre una base de 313
Innovación futura (una empresa puede presentar intención de innovar en más de un ámbito)	Innovación futura de producto	162	51,6%
	Innovación futura de proceso	132	42,2%
	No contempla innovación en el futuro	115	36,6%
	Innovación futura en gestión organizativa	100	32,0%
	Innovaciones futuras en MKT	94	30,1%
	Innovaciones futuras de carácter social	40	12,6%
		Número de empresas	Porcentaje sobre una base de 313
Tipo de innovación pasada (una empresa puede presentar innovación pasada en más de un ámbito)	No presenta innovación pasada	213	68,0%
	Servicios nuevos	49	15,6%
	Nuevas prácticas de organización de proceso.	47	15,1%
	Nuevos métodos de organización de responsabilidades	44	14,0%
	Mejora soporte	40	12,7%
	Método de producción mejorado	34	10,8%
	Bienes nuevos	31	10,0%
	Nuevos medios de promoción.	27	8,6%
	Nuevos métodos de relaciones externas	25	8,1%
	Nuevos métodos de tarificación	23	7,3%
	Nuevos métodos para canales de distribución	19	6,2%
	Cambios en el diseño de envases	18	5,7%
	Mejorado método de logística	13	4,0%
Innovación social	6	1,9%	

(Continúa)

Tabla 2. Distribución de los tipos de innovación futura y pasada, y obstáculos a la innovación (Conclui)

		Número de empresas	Porcentaje sobre una base de 313
Alto obstáculo para la innovación. (una empresa puede presentar alto obstáculo en más de un ítem)	Costo muy alto de la innovación	128	41,0%
	Falta de fondos propios	127	40,7%
	Falta de financiamiento externo	101	32,3%
	Mercado dominado por empresas establecidas	94	30,2%
	Incertidumbre respecto a la demanda por bienes	94	30,2%
	Dificultad para encontrar partner	83	26,4%
	Falta de personal calificado	68	21,8%
	Falta de información de tecnología	53	17,0%
	Falta de información sobre mercados	52	16,7%
	Dificultad regulatoria	40	12,9%
	No es necesario por falta de demanda de innovaciones	30	9,7%
	No es necesario debido a innovaciones previas	30	9,4%

Se constata que un 36,6% de las empresas analizadas no contempla innovar en el futuro en los dos próximos años. De la distribución de los tipos de innovación se destacan la de “producto”, presente en un 51,6% de las empresas, y la de “procesos”, con una participación del 42,2%. Con un peso similar, tenemos las innovaciones en “marketing” y “gestión organizativa” –30,1% y 32,0% respectivamente–. Finalmente, están las de “carácter social”, con una presencia del 12,6%.

Respecto a las innovaciones en los dos años anteriores resulta interesante que el 68% de las empresas no presente alguna innovación. Si comparamos aquellas que quieren innovar en el futuro (63,3%) con las que innovaron efectivamente en los dos años anteriores (32,0%), comprobamos que hay un problema de eficiencia innovativa donde hay un alto porcentaje de empresas que tienen pretensiones de innovar pero que no llegan a concretarlo. La tasa de innovación de años anteriores (32,0%) está por sobre similar promedio nacional del 23,6% (Gatica, 2019).

Dentro de las innovaciones pasadas se destaca la oferta de nuevos servicios, la que se presenta en el 15,6% de las empresas. En un segundo nivel, están las nuevas prácticas de organización de procesos con una aparición en el 15,1% de los casos. En un tercer nivel, los cambios en la forma de organización, con un 14%.

Los mayores obstáculos están en los aspectos financieros. Tanto el costo muy alto de la innovación como la falta de fondos propios para hacer frente a los requerimientos presentan una tasa de ocurrencia cercana al 41,0%. En la misma línea, un 32,3% de las empresas difusoras de tecnologías 4.0 percibe que hay una alta debilidad en el financiamiento externo.

Con un menor nivel de relevancia, tenemos tres factores que tienen que ver con variables estructurales del sector. El 30,2% de las empresas analizadas menciona que el mercado está dominado por empresas establecidas y similar porcentaje cree que la incertidumbre respecto a la demanda por bienes nuevos los frena al momento de innovar.

Estos resultados dan cuenta de lo relevante que resulta contar con recursos que ayuden a asumir el riesgo que implica emprender un proceso de innovación.

Primer modelo

Al respecto, se presenta la Tabla 3 con los principales indicadores de bondad de ajuste, medidas de ajuste incremental y ajuste de parsimonia, comparándolos con los parámetros de referencia habitualmente utilizados en la bibliografía (Escobedo, Hernández, Estabané, & Martínez, 2016; Hair et al., 1999).

Tabla 3. Bondad de ajuste del primer modelo

Tipos de Ajustes	Estadísticos	Valor observado Primer Modelo	Valor referencia	Calidad del ajuste
Medidas de bondad de ajuste	Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.00	<0.08	Aceptable
	Standardized RMR	0.07	<0.7 con CFI > 0.92	Aceptable
	Root Mean Square Residual (RMR)	0.07	<0.7 con CFI > 0.92	Aceptable
	Chi cuadrado / grados de libertad	= $(74,09/26)= 2,84$	Entre 2-5	Aceptable
Medidas de ajuste incremental	Normed Fit Index (NFI)	1.00	Sobre 0.92	Aceptable
	Comparative Fit Index (CFI)	1.00	Sobre 0.95	Aceptable
	Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)	0.96	>0.90	Aceptable
Medida de ajuste de parsimonia	Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	0.72	Entre 0.5 y 0.7 es considerado aceptable	Fuera de rango

De la tabla 3, se desprende que el modelo propuesto presenta condiciones aceptables para ser analizado. El ajuste de parsimonia está fuera del rango aceptado, sin embargo, Newsom (2018) propone evaluar el ajuste del modelo independientemente de las consideraciones de parsimonia. El modelo propuesto resultó convergente al momento de generar el análisis de caminos.

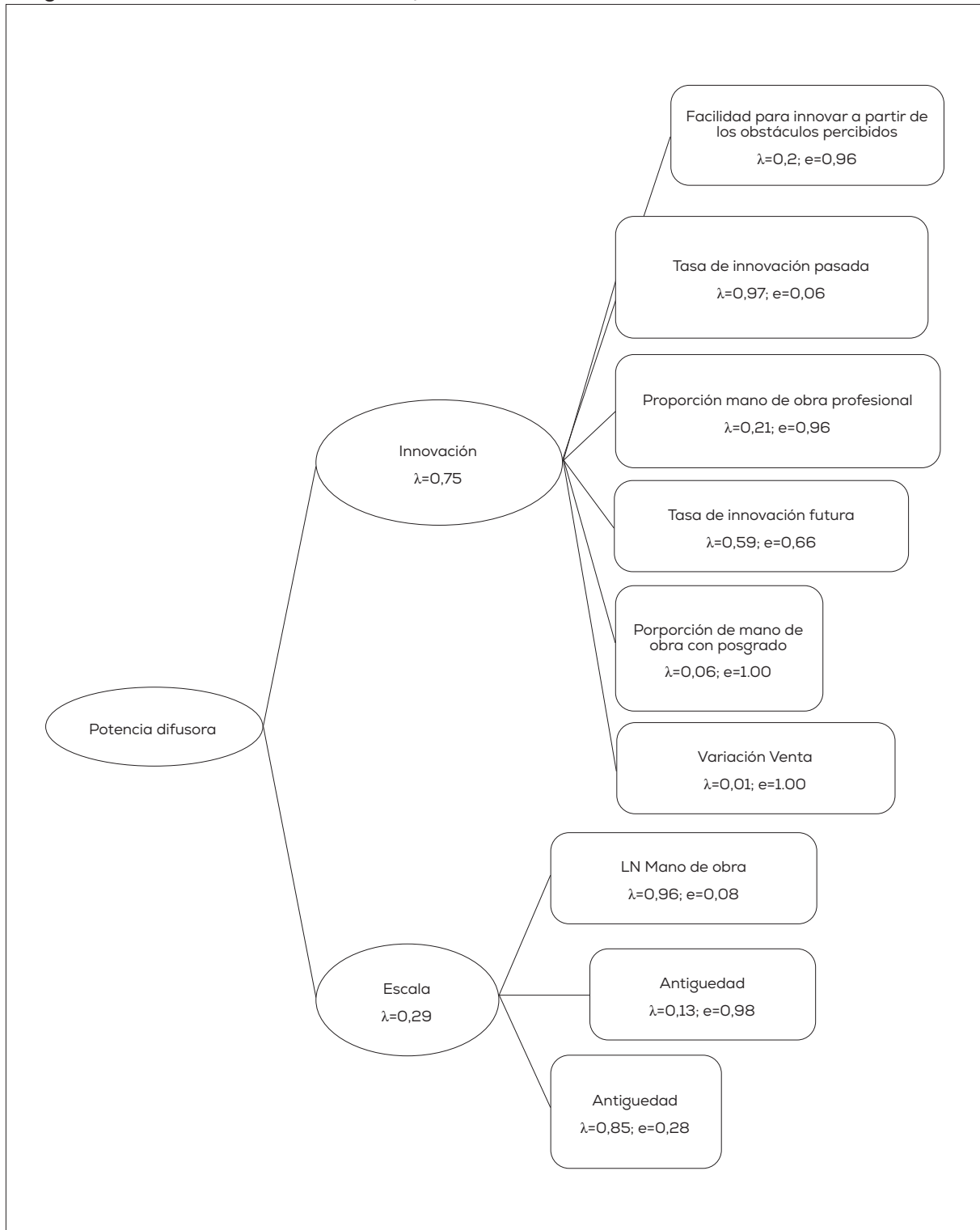
Figura 2. Primer modeloCargas factoriales estandarizadas (λ) y errores de estimación (e).

Tabla 4. Resultados por variable del primer modelo

Variables Latente	Variables explicativas	Estimación	Prueba T	Varianza media extractada (AVE) (1)	Coficiente de fiabilidad ordinal (ω) (2)
Capacidad Innovativa	←Propuesta de innovación futura (Rinnf)	0.60	7.65***	0.2	0.5
Capacidad Innovativa	←Facilidad para innovar a partir de los obstáculos percibidos. (InvObstacul)	0.20	4.02***		
Capacidad Innovativa	←Proporción de mano de obra con posgrado (PorcMOPo)	0.047	0.82		
Capacidad innovativa	←Proporción de mano de obra profesional	0.21	4.11***		
Capacidad Innovativa	←Variación de ventas (Varventa)	0.0067	0.14		
Capacidad Innovativa	←Tasa de innovación pasada (Tinn)	1.00			
Escala de operación	←LN Ventas (LNVentas)	1.00		0.5	0.7
Escala de operación	←LN Mano de obra total (LNMotota)	1.13	3.15***		
Escala de operación	←Antigüedad (Antig)	0.15	0.98		
Potencia difusora	←Capacidad Innovativa	1.00		0.38	0.4
Potencia difusora	←Escala de operación (escala)	0.33	2.07**		
Comprobación de validez discriminante					
		\sqrt{AVE}	Capacidad innovativa	Escala de operación	Potencia difusora
	Capacidad innovativa	0.47		<0.18 (3)	<0.54 (3)
	Escala de operación	0.74			>0.18
	Potencia difusora	0.56			

(***) 99% de confianza; (**) 95% de confianza y (*) 90% de confianza.

Nota 1 = Varianza media extractada (AVE) = $[(\sum \lambda^2)/n]$; siendo n el número de indicadores.

Nota 2 = Coeficiente de fiabilidad ordinal (ω) = $[(\sum \lambda)^2 / ((\sum \lambda)^2 + (\sum 1 - \lambda^2))]$

Nota 3 = Baja capacidad discriminante de la variable latente.

Se presenta la figura 2 que permite visualizar el primer modelo construido. En principio, las variables latentes innovación y escala de operación son explicativas de la “potencia difusora” (Tabla 4). A partir de las cargas factoriales estandarizadas (en adelante, λ), la capacidad innovadora ($\lambda = 0.75$) presenta una mayor injerencia que la escala de operación ($\lambda = 0.29$).

En las variables que explican la innovación resulta poco significativa la proporción de mano de obra con posgrado ($\lambda = 0.06$; $t = 0.82$), lo que rechaza nuestra hipótesis (H4). Sin embargo, la proporción de mano de obra profesional que tenga la empresa resulta ser explicativa de la

capacidad innovativa ($\lambda=0.21$; $t=4.11$), aceptando nuestra hipótesis H5, lo que puede dar cuenta de lo intensivo de los aprendizajes en la empresa.

Confirmando nuestra hipótesis H3, la facilidad para innovar a partir de los obstáculos percibidos presenta una relación positiva con la capacidad innovativa y, por tanto, difusora ($\lambda = 0.20$; $t=4.02$). En la misma línea, se comprueba la relación positiva entre la innovación futura, la capacidad de innovación y, por consiguiente, la potencia difusora de la empresa ($\lambda=0.59$, $t=7.65$), confirmando la hipótesis H2.

La mejora en las ventas en comparación al año anterior no presenta una relación significativa con la capacidad de innovación ($\lambda=0.01$; $t=0.14$), rechazando la hipótesis H6 y, por tanto, no es relevante al momento de analizar la potencia difusora de una empresa.

Finalmente, tenemos la variable tasa de innovación pasada ($\lambda=0.97$), que fue fijada en un valor unitario para correr el análisis factorial confirmatorio. Sin embargo, la relación con la variable latente es positiva a partir de su carga factorial, confirmando la hipótesis H1.

Al analizar la segunda variable latente, comprobamos que la dotación de mano de obra ($\lambda=0.96$, $t=3.15$) presenta una relación significativamente positiva con la escala de operación y, por tanto, con la capacidad difusora, comprobándose la hipótesis H8 asociada al modelo de adopción tecnológica.

La variable antigüedad de la empresa, contrariamente a lo presentado en la hipótesis H9, en este primer modelo, resultó ser no significativa con la escala de operación, sin impactar en la difusión tecnológica ($\lambda=0.13$; $t=0.98$).

Finalmente, el volumen de ventas presenta una relación positiva con la escala de operación ($\lambda=0.85$) confirmando la hipótesis H7. Esta variable se determinó en un valor unitario para poder correr el análisis factorial confirmatorio y es consistente con el modelo de adopción tecnológica.

En definitiva, de este primer modelo, podemos concluir que la capacidad difusora será mayor cuando exista: i) una mayor cantidad de proyectos de innovación futuros, ii) una mayor cantidad de trabajadores, iii) una mayor dotación de mano de obra profesional y iv) una mayor facilidad para innovar a partir de los obstáculos percibidos.

En la tabla 4 se presenta la varianza media extractada (AVE), el coeficiente de fiabilidad ordinal (C α) y la validez discriminante (véase Elosua & Zumbo, 2008; McDonald & Ho, 2002; Ventura-León & Caycho-Rodríguez, 2017; Viladrich, Angulo-Brunet, & Doval, 2017). Se constata que la fiabilidad para variables ordinales (C α) es de 0.5 y 0.7 para las dos variables latentes, moviéndose en un margen aceptable. Sin embargo, en el primer modelo, el constructo “capacidad innovativa” tiene una baja capacidad discriminante, en ambos casos la raíz cuadrada de la varianza media extractada es menor a la correlación del constructo.

Segundo modelo mejorado

Se trabaja en dar validez discriminante al constructo “capacidad innovativa”, excluyendo aquellas variables que no presentan una relación significativa en el primer modelo ($t < 1.96$, con un 95% de confianza). Por tanto, se elimina la variación de las ventas y la proporción de la mano de

obra con posgrado (Magíster y Doctor). Al revisar la tabla 5, comprobamos que el segundo modelo presenta una buena bondad de ajuste, incremental y de parsimonia, corrigiéndose lo observado en el primer modelo.

Tabla 5. Bondad de ajuste del segundo modelo

Tipos de Ajustes	Estadísticos	Valor observado mejorado	Valor referencia	Calidad del ajuste.
Medidas de bondad de ajuste	Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.00	<0.08	Acceptable
	Standardized RMR	0.06	<0.7 con CFI > 0.92	Acceptable
	Root Mean Square Residual (RMR)	0.06	<0.7 con CFI > 0.92	Acceptable
	Chi cuadrado / grados de libertad	= $(41.9/12) = 3.4$	Entre 2-5	Acceptable
Medidas de ajuste incremental	Normed Fit Index (NFI)	1.00	Sobre 0.92	Acceptable
	Comparative Fit Index (CFI)	1.00	Sobre 0.95	Acceptable
	Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)	0.97	>0.90	Acceptable
Medida de ajuste de parsimonia	Parsimony Normed Fit Index (PNFI)	0.57	Entre 0.5 y 0.7 es considerado aceptable	Acceptable

Figura 3. Segundo modelo

Cargas factoriales estandarizadas (λ) y errores de estimación (e).

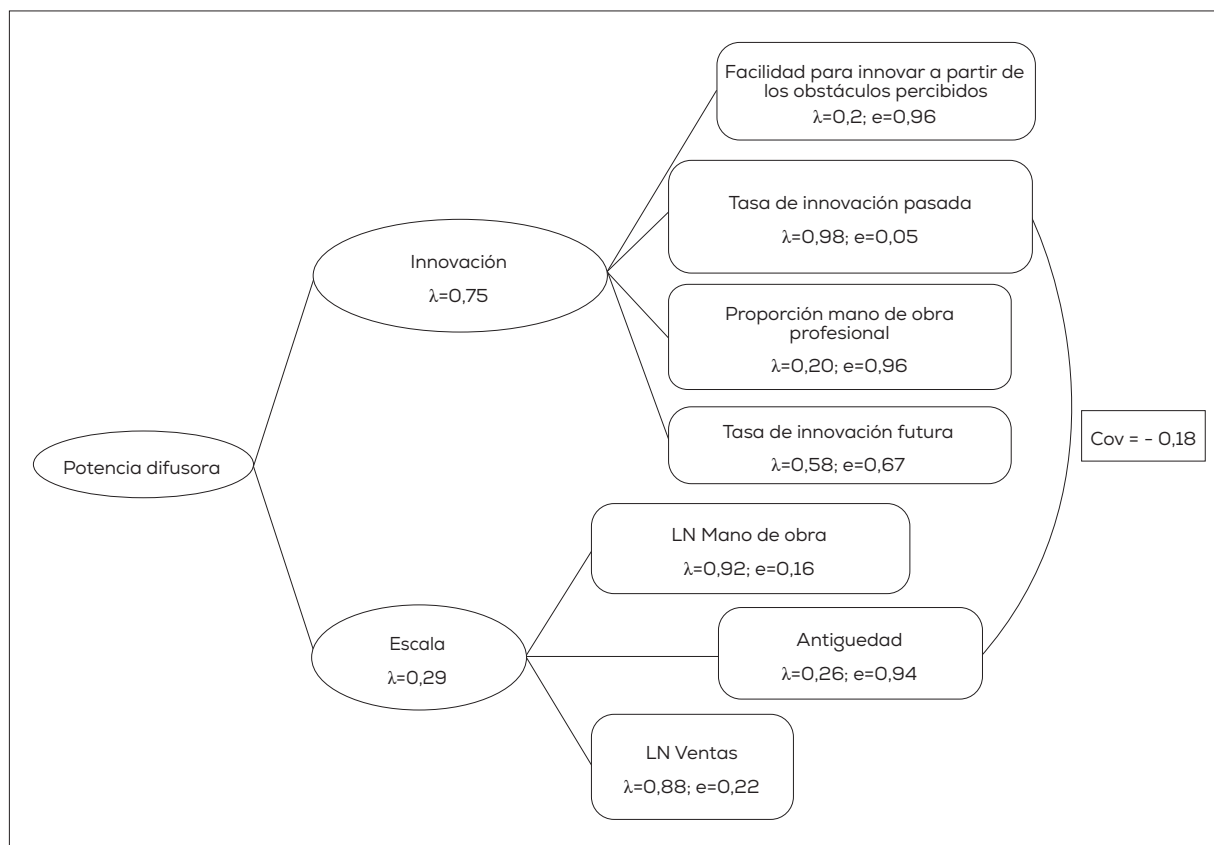


Tabla 6. Resultados por variable del segundo modelo

Variables Latente	Variables explicativas	Estimación	Prueba T	Varianza media extractada (AVE)(1)	Coefficiente de fiabilidad ordinal (C) (2)
Capacidad Innovativa	←Propuesta de innovación futura (Rinnf)	0.59	7.56***	0,4	0.6
Capacidad Innovativa	←Facilidad para innovar a partir de los obstáculos percibidos. (Obstacul)	0.20	3.99***		
Capacidad innovativa	←Proporción de mano de obra profesional	0.21	4.03***		
Capacidad Innovativa	←Tasa de innovación pasada (Tinn)	1.00			
Escala de operación	←LN Mano de obra total (LNMotota)	1.04	5.72***	0.6	0.8
Escala de operación	←LN Ventas (LNVentas)	1.00			
Escala de operación	←Antigüedad (Antig)	0.29	2.80***		
Potencia difusora	←Capacidad Innovativa	1.00		0.3	0.5
Potencia difusora	←Escala de operación (escala)	0.42	3.74***		
Comprobación de validez discriminante					
		√AVE	Capacidad innovativa	Escala de operación	Potencia difusora
	Capacidad innovativa	0.63		> 0.21	> 0.51
	Escala de operación	0.77			> 0.21
	Potencia difusora	0.56			

(***) 99% de confianza; (**) 95% de confianza y (*) 90% de confianza.

Nota 1 = Varianza media extractada (AVE) = $[(\sum \lambda^2)/n]$; siendo n el número de indicadores.

Nota 2=Coefficiente de fiabilidad ordinal (ω) = $[(\sum \lambda)^2 / ((\sum \lambda)^2 + (\sum 1-\lambda^2))]$

Se presenta la figura 3 para visualizar el modelo construido. Al revisar la tabla 6, vemos que en el segundo modelo el coeficiente de fiabilidad ordinal (ω) se mueve entre 0.6 y 0.8 para las variables latentes, ubicándose en un rango aceptable. En tanto, la varianza media extractada (AVE) para la variable “escala” es del 0.6. En el caso de la “capacidad innovativa” mejora de 0.2 a 0.4 quedando más cercano del óptimo de 0.5. En tanto, el segundo modelo tiene capacidad discriminante constando que \sqrt{AVE} de las variables latentes es mayor que la correlación de estas (tabla 6).

En el segundo modelo, constatamos que las empresas que presentan una mayor cantidad de propuestas de innovación futura tienen significativamente una mayor probabilidad de ser

innovadoras y, por tanto, adoptantes y difusoras de tecnologías 4.0 al resto del tejido productivo ($\lambda=0.58$, $t=7.56$).

En tanto la facilidad para innovar a partir de la percepción de los obstáculos presenta un $\lambda=0.2$ y un $t=3.99$ manteniendo la importancia explicativa en el constructo. En esta línea, también tenemos la variable de proporción de mano de obra profesional que es explicativa de la capacidad innovativa y, por tanto, de la capacidad difusora, presentando un $\lambda=0.2$ y un $t=4.03$.

Finalmente, la “tasa de innovación pasada”, que presenta un $\lambda=0.98$, fue determinada en un valor unitario para generar el segundo modelo. Resulta interesante que esta variable presente una relación negativa con la antigüedad, cruzando a dos variables latentes. Esta relación permitió mejorar la presentación global del modelo en los indicadores de bondad de ajuste.

Entre las variables que explican la “escala de operación” se mantiene como relevante la mano de obra total, presentando la mayor carga factorial ($\lambda=0.92$, $t=5.72$). Las ventas ($\lambda=0.88$), al igual que en el primer modelo, se determinaron en un valor unitario para poder generar los cálculos correspondientes. Un caso distinto es la variable antigüedad, que en el primer modelo no era significativa, pero en este segundo modelo adquiere una mayor importancia para explicar la escala de operación y la difusión de tecnologías 4.0 ($\lambda=0.26$, $t=2.8$).

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

En general, ambos modelos presentan resultados consistentes entre sí. Contrario a las premisas originales, nuestro modelo no considera como significativas la proporción de mano de obra con posgrado y el aumento de las ventas. En la última variable se sugiere realizar el seguimiento de las expectativas de ingreso para cada una de las tecnologías específicas, lo que escapa a los límites de este estudio.

Nuestro modelo plantea que aquellas empresas que presentan proyectos futuros de innovación pueden ser buenas difusoras de las tecnologías 4.0, lo que es convergente con lo planteado por Horváth y Szabo (2019) y Agostini y Filippini, (2019), evidenciando que una mayor flexibilidad organizativa, una cultura de adaptación, la presencia de prácticas de mejora continua y la creación de nuevos modelos de negocios generan condiciones proclives para incorporar y difundir tecnologías 4.0, confirmando lo indicado por Müller et al. (2018).

El modelo también indica que la facilidad para innovar, a partir de la baja percepción de los obstáculos, por parte de cada empresa resulta ser explicativa de la capacidad difusora de las tecnologías 4.0. Los cuellos de botella a la innovación pueden ser agrupados en problemas de financiamiento, en incentivos sectoriales y en la oferta de bienes públicos y son convergentes con lo presentado en el marco teórico, corroborando lo ya indicado por Arnold et al. (2018), Dalenogarea et al. (2018) e Ingaldi y Ulewicz (2020). Los obstáculos a la innovación limitan la potencia difusora y explican por qué las empresas tienen proyectos futuros que no llegan a materializar, lo que fue demostrado en la revisión previa de datos.

Por otro lado, nuestro estudio confirma también lo indicado por Brambilla (2018) y Horváth y Szabo (2019), revelando la importancia del tamaño a partir de la mano de obra total contratada por la empresa. Este resultado es consistente con lo planteado en nuestro marco teórico y nos

aproxima a la problemática de países en vías de desarrollo, que coincide con lo detectado en la reciente Encuesta TIC (Minecon, 2020), donde se constatan las diferencias de adopción de tecnologías 4.0 para diferentes tamaños de empresas.

Nuestro modelo confirma que contar con mano de obra profesional permite aumentar la capacidad innovativa y difusora, reafirmando lo identificado por varios autores presentados en el marco teórico. El capital humano calificado ayuda a buscar, entender, implementar y explotar las nuevas tecnologías 4.0 bajando las resistencias a la adopción.

La variable antigüedad en el segundo modelo cambió su importancia explicativa, contrario a lo propuesto en la hipótesis H9, que se basó en lo planteado por Ingaldi y Ulewicz (2020) y Gatica (2018). La antigüedad, por la vía de la escala de operación, afecta positivamente a la capacidad difusora de tecnologías 4.0. A largo plazo, deberían nacer nuevos modelos de negocios, basados en tecnologías 4.0 (Botha, 2019), lo que debería cambiar la relación entre antigüedad de la empresa y capacidad difusora aproximándose a nuestra hipótesis original.

Mediante la revisión a la base de datos en revistas indexadas en WOS-CC (abril 2021) comprobamos que no hay publicaciones que analicen la difusión de las tecnologías 4.0 y que además utilicen un modelo de ecuaciones estructurales en el caso chileno. Es más, según lo indicado por Kiraz et al. (2020), hay muy pocos estudios a nivel global que analicen la adopción de las tecnologías 4.0 a partir de ecuaciones estructurales, limitando la comparación con otros resultados.

En este contexto, un estudio que utiliza herramientas de ciencias de datos, Rojas-Córdova et al. (2020), por la vía de árboles de decisión, concluye que en las grandes empresas chilenas las barreras que más impactan en la intención de innovar son el costo de la innovación, la falta de demanda de innovaciones y la falta de personal calificado. En cambio, en el grupo de pequeñas y medianas empresas chilenas las barreras que más impactan son la falta de recursos propios, la falta de innovaciones en la demanda y la falta de información sobre tecnología. A nuestro juicio, estos resultados, mediante otra metodología, reafirman lo planteado por nuestro estudio, poniendo de manifiesto la importancia de las trayectorias innovativas y las escalas de operación para entender el proceso de adopción y difusión de tecnologías 4.0.

REFLEXIONES FINALES

En la primera parte de este trabajo se planteó que Chile presenta una brecha en la adopción de las TIC más complejas en relación al promedio de los países de la OECD. En una primera línea, la política pública debe solucionar los problemas de infraestructura tecnológica, los marcos legales y la seguridad informática, impulsando la creación de nuevos modelos de negocios y de nuevos mercados tecnológicos para alcanzar el desarrollo económico nacional (Chauhan et al., 2021; Dean & Spoehr, 2018; Mazzucato, 2017). Asimismo, nuestro modelo pone en evidencia la necesidad de focalizar las políticas públicas en empresas de menor tamaño, que tienen que superar una mayor cantidad de obstáculos para invertir en tecnología, lo que permitirá maximizar la capacidad difusora de todo el tejido productivo nacional.

La encuesta de adopción de TIC (Minecon, 2020) informó que solo el 9% de las pequeñas y medianas empresas acceden a una alta velocidad de navegación en internet (sobre los 100

mbps). Nhamo, Nhemachena y Nhamo (2020), que analizan 212 países, concluyen que una baja capacidad en las TIC anticipa una lenta difusión de las tecnologías 4.0. En definitiva, las políticas públicas deben invertir estratégicamente en asegurar una buena velocidad de conexión para las empresas, en especial para las de menor tamaño.

Junto con el acceso a internet de alta velocidad es fundamental abordar el sistema educativo. Los resultados de nuestro modelo ponen de manifiesto que la proporción de mano de obra profesional determina la capacidad de adopción y difusión de las tecnologías 4.0. En el caso chileno, Almeida, Fernandes y Viollaz (2020) concluyen que es necesario repensar el sistema formativo para facilitar sustancialmente la adopción de tecnología más avanzada. El estudio de Safrankova, Sikyr y Skypalova (2020) plantea que la formación de capital humano debe reforzar el desarrollo de habilidades de: comunicación, resolución de problemas, implementación, aprendizaje y trabajo en equipo para que la fuerza laboral pueda responder a los desafíos de la Cuarta Revolución Industrial.

Resulta fundamental que los países en vías de desarrollo implementen un masivo plan de formación en habilidades digitales, ya sea para las personas que se están formando como para las que están actualmente trabajando en las empresas, lo que facilita los procesos de adopción y la creación de nuevas empresas basadas en tecnologías 4.0.

Limitaciones del estudio

Finalmente, se plantean cuatro dimensiones que pueden ser abordadas en futuros trabajos para analizar la potencialidad difusora de las empresas:

- Proximidad geográfica. El análisis no capta el efecto de la proximidad espacial que resulta clave al momento de potenciar las futuras aglomeraciones de empresas 4.0 a partir de la movilidad de mano de obra calificada y la creación de nuevos negocios tecnológicos en territorios específicos.
- Relaciones insumo-producto. El conocimiento de los encadenamientos permite identificar las actividades que tienen mayor capacidad de difusión de nuevas tecnologías 4.0.
- Visión dinámica del proceso. Resulta pertinente la realización de un análisis longitudinal que permita ver el comportamiento dinámico de los procesos de adopción, difusión e innovación alrededor de tecnologías 4.0 para territorios específicos.
- Liderazgo empresarial. De la revisión de estudios de caso surge como importante la visión y compromiso del líder organizacional para adoptar nuevas tecnologías. Esta variable no pudo ser abordada en este estudio, pero resulta ser fundamental en la incorporación y difusión de tecnologías 4.0.

Note

Grupo de Investigación 195212 GI/EF “Industria Inteligente y Sistemas Complejos” –GISCOM- de la Universidad del Bío-Bío

REFERENCIAS

- Agostini, L., & Filippini, R. (2019). Organizational and managerial challenges in the path toward Industry 4.0. *European Journal of Innovation Management*, 22, 406-421. doi: 10.1108/EJIM-02-2018-0030
- Almeida, R., Fernandes, M., & Viollaz, M. (2020). Software adoption, employment composition, and the skill content of occupations in Chilean firms. *The Journal of Development Studies*, 56(1), 169-185. doi: 10.1080/00220388.2018.1546847
- Arnold, C., Veile, J., & Voigt, K. (2018). What drives Industry 4.0 adoption? An examination of technological, organizational, and environmental determinants. *International Association for Management of Technology. IAMOT 2018 Conference Proceedings*. Recuperado de https://www2.aston.ac.uk/aston-business-school/documents/IAMOT2018_paper_75.pdf
- Berger, R. (2016). The Industrie 4.0 transition quantified. How the fourth industrial revolution is reshuffling the economic, social and industrial model. *Think Act. Ronald Berger GMBH*. Munich, Germany. Recuperado de https://www.rolandberger.com/publications/publication_pdf/roland_berger_industry_40_20160609.pdf
- Bogliacino, F., & Pianta, M. (2016). The Pavitt Taxonomy, revisited: Patterns of innovation in manufacturing and service. *Economía Política*, 33(2), 153-180. doi: 10.2139/ssrn.2579642
- Botha, A. P. (2019). Innovating for market adoption in the fourth industrial revolution. *South African Journal of Industrial Engineering*, 30(3), 187-198. doi: 10.7166/30-3-2238
- Brambilla, I. (2018). Digital technology adoption and jobs: A model of firm heterogeneity. *World Bank. Policy Research (Working Paper N. 8326)*. Recuperado de <https://ssrn.com/abstract=3115833>
- Cabrera-Sanchez, J., & Villarejo-Ramos, A. (2019). Fatores que afetam a adoção de análises de big data em empresas. *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 59(6), 415-429. doi: 10.1590/s0034-759020190607
- Chauhan, C., Singh, A., & Luthra, S. (2021). Barriers to industry 4.0 adoption and its performance implications: An empirical investigation of emerging economy. *Journal of Cleaner Production*, 285. doi: 10.1016/j.jclepro.2020.124809
- Chege, S., Wang, D., & Suntu, S., (2020). Impact of information technology innovation on firm performance in Kenya. *Information Technology for Development*, 26(2), 316-345. doi: 10.1080/02681102.2019.1573717
- Dalenogarea, L., Benitez, G., & Ayala, F. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383-394. doi: 10.1016/j.ijpe.2018.08.019

- Dean, M., & Spoehr, J. (2018). The fourth industrial revolution and the future of manufacturing work in Australia: Challenges and opportunities. *Labour & Industry: A Journal of the Social and Economic Relations of Work*, 28(3), 166-181. doi: 10.1080/10301763.2018.1502644
- Elosua, P., & Zumbo, B. (2008). Coeficientes de fiabilidad para escalas de respuesta categórica ordenada. *Psicothema*, 20(4), 896-901. Recuperado de <http://www.ehu.es/gip/publicaciones/articulos/2008/1.pdf>
- Escobedo, M., Hernández, J., Estabané, V., & Martínez, G. (2016, January/April). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicaciones y resultados. *Revista Ciencia & Trabajo*, 18(55), 16-22. doi: 10.4067/S0718-24492016000100004
- Fuente, H. De la, Rojas, J., & Leiva, V. (January, 2020). Econometric modeling of productivity and technical efficiency in the Chilean manufacturing industry. *Computers and Industrial Engineering*, 139, 105793. doi: 10.1016/j.cie.2019.04.006
- Gatica, F. (2018). Elementos explicativos de la innovación en la industria TIC en Chile. *Revista Interciencia*, 43(6), 434-440. Recuperado de https://www.interciencia.net/wp-content/uploads/2018/06/434-GATICA-43_5.pdf
- Gatica, F. (2019). Innovaciones tecnológicas en las regiones de Chile: Similitudes y diferencias. Problemas del desarrollo. *Revista Latinoamericana de Economía*, 50(198), 87-112. doi: 10.22201/iiec.20078951e.2019.198.67751
- Gatica, F., & Ramos, M. (2020). Políticas públicas y redes para el desarrollo de las tecnologías 4.0 en Chile. *Paakat: Revista de Tecnología y Sociedad*, 10(19), 1-28. doi: 10.32870/Pk.a10n19.475
- Hair J., Andersen R., Tathan R., & Black W. (1999). *Análisis multivariado* (5ª ed.). Madrid: Prentice Hall.
- Hermann, M., Pentek, T., & Otto, B. (2016). Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios. *49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*, Koloa, HI, USA. doi: 10.1109/HICSS.2016.488
- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60. doi: 10.21427/D7CF7R
- Horváth, D., & Szabo, R. Z. (2019). Driving forces and barriers of Industry 4.0: Do multinational and small and medium-sized companies have equal opportunities? *Technological Forecasting and Social Change*, 146, 119-132. doi: 10.1016/j.techfore.2019.05.021
- Ingaldi, M., & Ulewicz, R. (2020) Problems with the implementation of Industry 4.0 in enterprises from the SME sector. *Sustainability*, 12, 217. doi:10.3390/su12010217
- Instituto Nacional de Estadística –INE– (2018) Décima Encuesta de Innovación. Recuperado de <http://www.economia.gob.cl/2018/02/22/decima-encuesta-de-innovacion-en-empresas-2015-2016.htm>
- Jöreskog, K. (1994). Structural equation modeling with ordinal variables. *Lecture Notes-Monograph Series*, 24, 297-310. Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/4355811>

- Kiraz, A., Canpolat, O., Özkurt, C., & Taşkın, H. (2020). Analysis of the factors affecting the Industry 4.0 tendency with the structural equation model and an application. *Computers & Industrial Engineering*, 150, 1-10. doi: 10.1016/j.cie.2020.106911
- Lasi, Heiner., Fettke, P., Feld, T., Kemper, HG., Feld Th. Hoffmann M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*. Springer 6, 239–242. doi: 10.1007/s12599-014-0334-4
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-Based manufacturing systems. *Magufacturing Letter*, 3, 18-23. doi: 10.1016/j.mfglet.2014.12.001
- Lepore, D., Dubbini, S., & Micozzi, A. (February, 2021). Knowledge sharing opportunities for Industry 4.0 firms. *Journal of the Knowledge Economy*. 1-20 doi: 10.1007/s13132-021-00750-9
- Mazzucato, M. (2017). Sistemas de innovación: Cómo dejar de subsanar las fallas de mercado para comenzar a crear mercados. In M. Cimoli, M. Castillo, G. Porcile, & G. Stumpo (Eds.), *Políticas industriales y tecnológicas en América Latina*. Publicación de las Naciones Unidas-CEPAL LC/T.S.2017/91. Recuperado de https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/42363/S1700602_es.pdf?sequence=4
- McDonald, R. P., & Ho, M.-H. R. (2002). Principles and practice in reporting structural equation analyses. *Psychological Methods*, 7(1), 64-82. doi: 10.1037/1082-989X.7.1.64
- Ministerio de Economía. (2020). *Informe general de resultados: Encuesta de acceso y uso de Tecnología de Información y Comunicación (TIC) en empresas*. División Política Comercial e Industrial. Unidad de Estudios. Recuperado de <https://www.economia.gob.cl/wp-content/uploads/2020/07/Informe-de-Resultados-Encuesta-TIC.pdf>
- Müller, J. M., Kiel, D., & Voigt, K.-I. (2018). What drives the implementation of Industry 4.0? *The Role of Opportunities and Challenges in the Context of Sustainability*, 10(1), 247. doi: 10.3390/su10010247
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, skills use and training. *OECD Social, Employment and Migration (Working Papers N. 202)*. Paris, France: OECD Publishing. Recuperado de <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/2e2f4eea-en.pdf?expires=1563986573&id=id&accname=guest&checksum=1404B9C255F4E04C3BF7D9AA0171756D>
- Newsom. (2018). *Some clarifications and recommendations on fit indices*. Psy 523/623 Structural Equation Modeling. Recuperado de http://web.pdx.edu/~newsomj/semclass/ho_fit.pdf
- Nhamo, G., Nhemachena, C., & Nhamo, S. (2020). Using ICT indicators to measure readiness of countries to implement Industry 4.0 and the SDGs. *Environmental Economics and Policy Studies*, 22, 315-337. doi: 10.1007/s10018-019-00259-1
- Prause, M., & Günther, C. (2019). Technology diffusion of Industry 4.0: an agent-based approach. *Int. J. Computational Economics and Econometrics*, 9(1/2), 29-48. doi: 10.1504/IJCEE.2019.097793
- Reyes, P., Li, S., & Visich, J. (2016). Determinants of RFID adoption stage and perceived benefits. *European Journal of Operational Research*, 254(3), 1. 801-812. doi: 10.1016/j.ejor.2016.03.051
- Rojas-Córdova, C., Heredia-Rojas, B., & Ramírez-Correa, P. (2020). Predicting business innovation intention based on perceived barriers: A machine learning approach. *Symmetry*, 12(9), 1381. doi: 10.3390/sym12091381

- Safrankova, J. M., Sikyr, M., & Skypalova, R. (2020). *Innovations in workforce management: Challenges in the Fourth Industrial Revolution*. *Marketing and Management of Innovations*, 2, 85-94. doi: 10.21272/mmi.2020.2-06
- Schwab, K. (2016). La cuarta revolución industrial. *Foro Económico Mundial*. Barcelona, España: Editorial Debate.
- Tirole, J. (2017). *La economía del bien común. ¿Qué ha sido de la búsqueda del bien común? ¿En qué medida la economía puede contribuir a su realización?* Madrid, España: Editorial Taurus Pensamiento.
- Ventura-León, J., & Caycho-Rodríguez, T. (2017). El coeficiente Omega: Un método alternativo para la estimación de la confiabilidad. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales, Niñez y Juventud*, 15(1), 625-627. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/773/77349627039.pdf>
- Viladrich, C., Angulo-Brunet, A., & Doval, E. (2017, October). Un viaje alrededor de alfa y omega para estimar la fiabilidad de consistencia interna. *Anales de Psicología*, 33(3), 755-782. doi: 10.6018/analesps.33.3.268401
- Vowles, N., Thirkell, P., & Sinha, A. (2011). Different determinants at different times: B2B adoption of a radical innovation. *Journal of Business Research*, 64(11), 1162-1168. doi: 10.1016/j.jbusres.2011.06.016

CONTRIBUCIÓN DEL AUTOR

Francisco Gatica-Neira afirma que ha participado en todas las etapas del desarrollo del manuscrito, lo que comprende la: conceptualización y construcción teórico-metodológica, revisión teórica, recolección de datos, análisis de datos, redacción y revisión final.