

## **La unión como motor de innovación: análisis de la cooperación interorganizacional en regiones especializadas**

### **A união como motor da inovação: análise da cooperação interorganizacional em regiões especializadas**

DOI:10.34117/bjdv9n6-049

Recebimento dos originais: 02/05/2023

Aceitação para publicação: 07/06/2023

#### **Eduardo Sánchez-García**

Doctorado en Administración, Economía y Sociedad

Institución: Universidad de Alicante

Dirección: Carretera de San Vicente del Raspeig, s/n, 03690, San Vicente del Raspeig, Alicante, España

Correo electrónico: eduardo.sanchez@ua.es

#### **Javier Martínez-Falcó**

Doctorado en Administración, Economía y Sociedad

Institución: Universidad de Alicante

Dirección: Carretera de San Vicente del Raspeig, s/n, 03690, San Vicente del Raspeig, Alicante, España

Correo electrónico: javier.falco@ua.es

#### **Bartolomé Marco-Lajara**

Doctorado en Administración, Economía y Sociedad

Institución: Universidad de Alicante

Dirección: Carretera de San Vicente del Raspeig, s/n, 03690, San Vicente del Raspeig, Alicante, España

Correo electrónico: bartolome.marco@ua.es

### **RESUMEN**

Esta investigación estudia el impacto de la aglomeración industrial en la colaboración y el desempeño innovador de las empresas. En la actualidad, el conocimiento y la innovación son los aspectos que más influyen en el éxito empresarial. Sin embargo, el alto grado de dinamismo del entorno, el rápido desarrollo de las nuevas tecnologías, la volatilidad de la demanda y la creciente internacionalización de la economía dificultan enormemente el éxito de los procesos de innovación llevados a cabo por las empresas. Para llevar a cabo esta investigación, se determina el coeficiente de aglomeración del sector de suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado en cada una de las cincuenta provincias españolas utilizando datos de la base de datos SABI. Para ello, se realizó una encuesta a la población, obteniéndose una muestra de 197 empresas del sector. Para evaluar las hipótesis se utiliza el método PLS-SEM de análisis multivariante de mínimos cuadrados parciales de segunda generación. Los resultados demuestran una asociación positiva y estadísticamente significativa entre el grado de aglomeración del sector y el rendimiento creativo de las empresas, así como el papel mediador del grado de colaboración en esta relación. Además, se establece el efecto favorable y considerable

de la participación activa en una organización empresarial sobre el nivel de colaboración comercial. Se afirma que la aglomeración industrial y la colaboración son determinantes externos significativos que impulsan el rendimiento creativo de las empresas, y se subraya la importancia de las organizaciones empresariales como agentes intermedios que fomentan la cooperación entre las entidades asociadas a una determinada industria.

**Palabras clave:** innovación, aglomeración, cooperación, asociaciones empresariales.

## RESUMO

Esta pesquisa estuda o impacto da aglomeração industrial na colaboração e no desempenho inovador das empresas. Atualmente, o conhecimento e a inovação são os aspetos que mais influenciam o sucesso empresarial. No entanto, o alto grau de dinamismo do ambiente, o rápido desenvolvimento de novas tecnologias, a volatilidade da demanda e a crescente internacionalização da economia dificultam sobremaneira o sucesso dos processos de inovação realizados pelas empresas. Para realizar esta pesquisa, o coeficiente de aglomeração do setor de fornecimento de eletricidade, gás, vapor e ar condicionado é determinado em cada uma das cinquenta províncias espanholas usando dados do banco de dados SABI. Para isso, foi realizado um levantamento da população, obtendo-se uma amostra de 197 empresas do setor. Para avaliar as hipóteses, foi utilizado o método PLS-SEM de análise multivariada de mínimos quadrados parciais de segunda geração. Os resultados mostram uma associação positiva e estatisticamente significativa entre o grau de aglomeração do setor e o desempenho criativo das empresas, bem como o papel mediador do grau de colaboração nessa relação. Além disso, é estabelecido o efeito favorável e considerável da participação ativa em uma organização empresarial no nível de colaboração comercial. Afirma-se que a aglomeração e a colaboração industrial são determinantes externos significativos que impulsionam o desempenho criativo das empresas, sublinhando-se a importância das organizações empresariais como agentes intermediários que fomentam a cooperação entre entidades associadas a uma determinada indústria.

**Palavras-chave:** inovação, aglomeração, cooperação, associações empresariais.

## 1 INTRODUCCIÓN

Hoy en día, la creación de innovaciones requiere la interacción y colaboración de numerosos agentes en términos de información, conocimientos especializados y otros recursos, con el fin de alcanzar determinados objetivos sociales o económicos (Klerkx y Proctor, 2013; Pyburn y Woodhill, 2014; Claver et al., 2020; Pizoń *et al.*, 2022). La innovación es un elemento crucial del crecimiento económico, ya que facilita la creación y explotación de posibilidades por parte de las empresas y mejora su rendimiento (Kijkasiwat y Phuensane, 2020; Sánchez-García, 2021). Como determinante vital para la

supervivencia y la competitividad de las empresas, su importancia en el mundo académico ha crecido en los últimos años (Lee *et al.*, 2019; Ramadani *et al.*, 2019; Lin *et al.*, 2020). La cooperación ayuda a las empresas a evaluar continuamente el mercado, producir nuevas ideas y aumentar su base de conocimientos (Alexy *et al.*, 2013). De este modo, la creación de asociaciones de cooperación recíproca facilita la absorción de conocimientos por parte de las empresas participantes y la aplicación de esos conocimientos a la creación de innovaciones (Tranekjer y Knudsen, 2012; Wang y Hu, 2020). Así, el intercambio de información con los agentes del entorno es crucial para reforzar el rendimiento creativo de las empresas (Kim y Shim, 2018; Le y Lei, 2018; Sánchez-García *et al.*, 2022).

La aglomeración industrial fomenta la comunicación y el establecimiento de relaciones de cooperación-competencia entre empresas del sector, competidoras directas o no, situadas muy cerca, lo que reduce los costes y riesgos del proceso y tiene efectos positivos en la comunicación, la formación de confianza, el acceso a nuevos conocimientos y el desempeño innovador (Chen *et al.*, 2014; Wang *et al.*, 2017; Marco-Lajara *et al.*, 2023a). Desde este punto de vista, Porter (1990) identifica el creciente potencial de colaboración como impulsores de la innovación, además de la intensidad de la rivalidad local. En este contexto, existen instituciones intermedias, como las asociaciones empresariales, que ayudan a la puesta en marcha de procesos de innovación colaborativa (Dalziel, 2006; Howells, 2006). La pertenencia a una asociación de empresarios potencia la interacción y cooperación entre sus miembros y promueve la formación de relaciones de confianza, actuando como herramienta de cohesión y mediación (Dalziel, 2006), lo que favorece la adquisición y asimilación de nuevos conocimientos (Mejía-Villa *et al.*, 2017).

Este estudio investiga el impacto de la concentración sectorial en el desempeño innovador de las organizaciones. Además, se examina la influencia mediadora del grado de colaboración en este sentido, así como la participación en una organización empresarial como predictor del grado de cooperación de las empresas con los organismos medioambientales. En concreto, el propósito de esta investigación es evaluar el impacto de la aglomeración industrial en el rendimiento creativo de las empresas del sector estudiado, así como el papel de la colaboración como variable moderadora a este respecto.

## 2 REVISIÓN TEÓRICA Y DESARROLLO DE HIPÓTESIS

### 2.1 AGLOMERACIÓN INDUSTRIAL E INNOVACIÓN

El acelerado proceso de globalización de la economía, la reducción de los costes del transporte de mercancías y el desarrollo de las TIC disminuyen la importancia de la ubicación como motor de los resultados empresariales. Sin embargo, la evidencia sugiere que, en este sentido, la importancia del entorno local ha aumentado gradualmente (De Groot *et al.*, 2009, p.256). En consecuencia, la selección del entorno en el que localizar las actividades empresariales constituye en la actualidad una decisión estratégica crucial (Marco-Lajara *et al.*, 2023b), ya que determina las características de los agentes externos que pueden facilitar la generación de ciertas economías de localización y, en consecuencia, una ventaja comparativa frente a las localizadas geográficamente dispersas.

Según Baldwin y Von Hippel (2011), es crucial desplazar el énfasis de la generación y el desarrollo de innovaciones desde el interior de las empresas hacia una vía abierta y colaborativa, en la que las empresas y diversos agentes y partes interesadas, incluidos los clientes, colaboren en el diseño y el desarrollo de innovaciones. Esto se debe al hecho de que la captación de ideas e información por parte de las empresas a través del contacto con diversos agentes especializados del entorno es una fuente potencial de recursos valiosos que podrían dar lugar a nuevas oportunidades de innovación (Laursen y Salter, 2006; Marco-Lajara *et al.*, 2022). En este sentido, la aglomeración industrial promueve la formación de entornos cooperativo-competitivos, en los que se fomenta el desarrollo de redes relacionales de empresas y la puesta en común de recursos y capacidades complementarias para la consecución de objetivos compartidos (Parra-Requena *et al.*, 2010; Mejía-Villa *et al.*, 2016).

Además, la especialización productiva es una de las externalidades esenciales derivadas de la aglomeración industrial (Delgado *et al.*, 2010; Claver-Cortés *et al.*, 2017), que promueve la especialización técnica de procesos y conocimientos, no sólo de aquellas empresas dedicadas a la industria en cuestión, sino también de aquellas que se dedican a actividades complementarias (Resbeut *et al.*, 2019; Martínez-Falcó *et al.*, 2023a). En este sentido, la cooperación entre diversos agentes económicos especializados de una determinada región geográfica potencia las probabilidades de éxito de los procedimientos de desarrollo de innovación realizados por las empresas (Porter, 1998; Asheim e Isaksen, 2002; McCann y Ortega, 2015). Además, el flujo de información entre estos agentes

especializados situados en proximidad permite evitar duplicidades en la producción de nuevos conocimientos e invenciones (Wang *et al.*, 2017). Siguiendo estas consideraciones, se propone esta hipótesis:

**H1:** *El grado de aglomeración industrial influye en el desempeño innovador de las empresas.*

## 2.2 ASOCIACIONES EMPRESARIALES Y COOPERACIÓN INTEREMPRESARIAL

El papel de las asociaciones empresariales como dinamizadoras de la innovación ha sido escasamente estudiado, a pesar de las particularidades que les confiere su naturaleza asociativa, que no persigue fines lucrativos sino que defiende los intereses de sus miembros y favorece su posicionamiento en el mercado, además de promover la difusión del conocimiento y la capacidad de innovación de su colectivo de miembros (Mejía-Villa *et al.*, 2017). Las asociaciones de empresarios operan como instituciones que fomentan la innovación colaborativa (Mejía-Villa *et al.*, 2017). Se trata de organizaciones sin ánimo de lucro (Dalziel, 2006) que suelen aglutinar, como miembros, a una gran parte de los emprendedores de un determinado sector y región ejerciendo, en primera instancia, un cierto grado de cohesión entre ellos, en la medida en que su pertenencia a la asociación se basa en motivaciones y/o necesidades muy similares.

Según Nonaka y Konno (1998), se establecen las condiciones adecuadas para la generación de confianza, ideas y nuevos conocimientos, así como para su desarrollo e integración, mediante la interacción continua a distintos niveles entre los individuos y la puesta en común de sus experiencias, conocimientos y visiones individuales en un entorno y un momento determinados. Esto puede facilitar la adopción de soluciones eficientes, eficaces y creativas a las preocupaciones compartidas por los socios o participantes. Según Chesbrough (2006), el crecimiento eficaz de los procesos de innovación abierta depende del perfecto funcionamiento de los canales de comunicación y de la presencia de confianza entre las numerosas personas o agentes que participan en el proceso.

En este contexto, la socialización es crucial para el desarrollo de la confianza y el intercambio e integración de ideas, información y conocimientos, especialmente el conocimiento tácito (Becerra *et al.*, 2008; García-Peñalvo *et al.*, 2012; Marco-Lajara *et al.*, 2021a; Martínez-Falcó *et al.*, 2023b). Este último está arraigado en las experiencias, objetivos e ideales de las personas, lo que dificulta su difusión; no obstante, su

transmisión puede verse favorecida por el contacto continuo entre personas en un lugar y tiempo determinados (Nonaka y Konno, 1998). Según Zeng *et al.* (2010), diferentes aspectos de las redes relacionales generadas por las empresas con los agentes de su entorno, como la fuerza de las relaciones, la confianza y las normas y la visión compartida, podrían influir en su capacidad para innovar. Las asociaciones de empresarios actúan como mediadores, fomentando el contacto continuo entre organizaciones con recursos y competencias complementarios. Así, pueden impactar en la calidad y cantidad de los acuerdos de cooperación que realiza la empresa con agentes del entorno, así como en la transferencia de conocimiento tácito, particularmente entre aquellas entidades que son miembros de la organización. Con base en lo anterior se propone la siguiente hipótesis:

**H2:** *La pertenencia activa a una asociación de empresarios influye en el grado de cooperación entre empresas.*

### 2.3 AGRUPACIÓN INDUSTRIAL, COOPERACIÓN E INNOVACIÓN

Hoy en día es difícil que las empresas sobrevivan sin acceso a fuentes externas de información y conocimientos vitales (Krenz *et al.*, 2014; De Silva *et al.*, 2018; Marco-Lajara *et al.*, 2023c). Según Audretsch *et al.* (2012), las redes de colaboración contribuyen a una mayor competitividad de las naciones y regiones al poner en común recursos y competencias para la creación conjunta de innovaciones. Los activos intangibles basados en el conocimiento promueven la producción de valor por parte de las empresas (Icart y Supi, 2007) y permiten su continua adaptabilidad a situaciones cambiantes en las que es difícil hacer predicciones precisas (Oliva *et al.*, 2019; Millan-Tudela *et al.*, 2022). A su vez, esta adaptabilidad promueve el acceso a nuevas tecnologías e información, así como su adopción y utilización (Matthyssens *et al.*, 2005).

La proximidad geográfica no siempre indica la formación de acuerdos de cooperación entre organizaciones de una misma zona (Kekezi y Klaesson, 2020). El aprendizaje interorganizativo y la creación cooperativa de innovaciones parecen necesitar, además de la cercanía física, la presencia de proximidad social y cognitiva entre agentes económicos especializados geográficamente adyacentes, que les permita interactuar con éxito (Boschma, 2005; Marco-Lajara *et al.*, 2021b). En este sentido, la aglomeración industrial denota la presencia de un número significativo de empresas que, además de estar geográficamente próximas, están especializadas en una industria

primaria, lo que puede tener un efecto favorable sobre la proximidad social y cognitiva. Esto puede beneficiar la participación en redes sociales especializadas específicas que, según Algezauy y Filieri (2010), proporcionan a las empresas acceso a una amplia gama de valiosos recursos y habilidades compartidos por sus miembros, en particular información fresca, un elemento crucial en la creación de innovaciones.

Según Waples y Friedrich (2011), la aglomeración industrial favorece el desarrollo de un entorno propicio para la colaboración entre empresas. La proximidad geográfica resultante de la aglomeración industrial facilita la formación de vínculos entre agentes económicos pertenecientes a la industria en cuestión, mejorando así la calidad de las relaciones, la existencia de valores compartidos y la eficiencia y eficacia de la transferencia de conocimientos (Parra-Requena *et al.*, 2013; Juhász y Lengyel, 2018). Así, la conexión entre personas resultante de la cooperación con agentes externos permite a las empresas ampliar su base de conocimiento y desarrollar alianzas mutuamente beneficiosas (Argote y Ren, 2012; Martín de Castro, 2015; Clauss y Kesting, 2017). Los esfuerzos constantes en este ámbito proporcionan dinámicas de aprendizaje colectivo que impulsan la creación de innovaciones (Formichella, 2005; McEvily y Marcus, 2005). Específicamente, el uso exitoso de fuentes de información externas tiene un impacto favorable en el desempeño creativo de las empresas (Vivas y Gil, 2015).

A pesar de que los estudios asociados al análisis de la denominada "Nueva Geografía Económica" aportan ciertas explicaciones teóricas al respecto (Fujita *et al.*, 1999), aún no está claro qué externalidades positivas generadas por la aglomeración industrial favorecen el desarrollo de las empresas y su desempeño innovador (De Groot *et al.*, 2016). En consecuencia, esta investigación sostiene que la colaboración es una de las principales características resultantes de la aglomeración industrial que promueve el rendimiento inventivo de las empresas. Esto conduce a la siguiente hipótesis sugerida:

**H3:** *El grado de cooperación de las empresas con los agentes de su entorno media en la relación entre el grado de aglomeración del sector y el desempeño innovador de las empresas.*

### 3 METODOLOGÍA

#### 3.1 POBLACIÓN Y MUESTRA

La población objeto de estudio está constituida por las empresas pertenecientes al sector de suministro de energía eléctrica en España. Según la base de datos "Sistema de



Análisis de Balances Ibéricos (SABI)", el número de empresas activas en España para el año 2019 cuya actividad principal se encuadra en el código CNAE 35 es de 13.339 empresas. Por su parte, la muestra está compuesta por 197 empresas del sector, ubicadas en diferentes regiones del territorio nacional. Aunque este sector emplea en España sólo al 2% del total de trabajadores de la industria, su actividad genera el 13,3% del Valor Añadido Bruto del conjunto de la industria española, lo que le posiciona como el segundo sector más importante a nivel nacional, siendo sólo superado por el sector "Alimentación, bebidas y tabaco", además de presentar la mayor productividad media por empleado (449.800 euros), en comparación con los principales sectores de actividad<sup>1</sup>. La Tabla 1 muestra la distribución de las empresas de la muestra según el grado de aglomeración del sector en la provincia en la que se ubican, en relación con la media nacional.

Tabla 1. Distribución de la muestra en relación con el grado de aglomeración del sector objeto de estudio, en valores absolutos y relativos.

<b>Coefficiente</b>	<b>Grado de aglomeración de la región</b>	<b>Muestra de empresas</b>	<b>% de empresas de la muestra</b>
<b>Número de empleados</b>	Superior a la media nacional	114 empresas	57,87%
	Inferior a la media nacional	83 empresas	42,13%
<b>Número de empresas</b>	Superior a la media nacional	112 empresas	56,85%
	Inferior a la media nacional	85 empresas	43,15%

Fuente: Elaboración propia.

Las figuras 1 y 2 muestran con detalle el coeficiente de aglomeración del sector objeto de estudio en cada una de las provincias que componen el territorio español, en relación con el número de empresas y el empleo, respectivamente. Para facilitar su lectura, se ha establecido una gama de colores que varía desde el rojo intenso, para niveles de aglomeración muy inferiores a la media nacional, hasta el verde fuerte, que indica altos niveles de aglomeración. El resto de las tonalidades indican niveles intermedios.

<sup>1</sup> Según datos emitidos por el Instituto Nacional de Estadística para el ejercicio 2017: <https://www.ine.es/>



Figura 1. Mapa de España: grado de concentración de las empresas del sector a nivel provincial



Fuente: Elaboración propia.

Figura 2. Mapa de España: grado de concentración del empleo en el sector a nivel provincial



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Distribución comparativa de la población y la muestra en relación con el grado de aglomeración del sector objeto de estudio, en valores relativos

<b>Coficiente</b>	<b>Grado de aglomeración de la región</b>	<b>% Población</b>	<b>% Muestra</b>
<b>Número de empleados</b>	Superior a la media nacional	66,09%	57,87%
	Inferior a la media nacional	33,91%	42,13%
<b>Número de empresas</b>	Superior a la media nacional	66,62%	56,85%
	Inferior a la media nacional	33,38%	43,15%

Fuente: Elaboración propia.

### 3.2 RECOGIDA DE DATOS Y MEDICIÓN DE VARIABLES

Los datos utilizados para contrastar las hipótesis planteadas proceden tanto de fuentes primarias como secundarias. Respecto a las primeras, los datos se obtuvieron mediante el diseño y distribución de un cuestionario a las empresas de la población objeto de estudio. Se enviaron un total de 11.757 correos electrónicos al personal directivo de las empresas, al que se consideró con un amplio conocimiento del funcionamiento general de la organización, así como de sus principales órganos de decisión. Las herramientas utilizadas para el diseño y distribución del cuestionario fueron los programas informáticos "Qualtrics" y "Microsoft Outlook", respectivamente. El proceso de distribución del cuestionario abarcó un periodo de 4 meses, de septiembre a diciembre de 2020, durante los cuales, además del envío inicial, se enviaron varios recordatorios, así como llamadas telefónicas para animar a los participantes a colaborar con la investigación. Tras analizar cada uno de los cuestionarios recibidos para determinar su validez estadística, y una vez descartados aquellos que no se consideraron válidos (por diferentes motivos, como la existencia de un gran número de valores perdidos, la presencia de patrones de respuesta o un elevado número de respuestas con un único valor), se recogió una muestra de 197 respuestas válidas. Hair *et al.* (2016) establecen, a través de su método de "R mínima<sup>2</sup>" que, para un valor mínimo de R<sup>2</sup> del modelo igual a 0,500, y un número máximo de predictores de 2, el tamaño mínimo de la muestra es de 33 casos.

En cuanto a la segunda, para determinar el grado de aglomeración de empresas y empleo del sector en las distintas regiones que componen el territorio español, se ha utilizado la base de datos SABI, ya que permite determinar el número exacto de empleados del sector por empresa, así como el número de empresas por provincia, lo que aumenta la precisión del estudio. Debido a las peculiaridades de la organización territorial del territorio español, se ha decidido tomar la provincia como delimitación territorial. Así, se han tenido en cuenta las cincuenta provincias del territorio nacional, así como las ciudades autónomas de Ceuta y Melilla.

**Desempeño innovador** (variable dependiente): Para medir esta variable se ha utilizado una escala tipo Likert de 7 puntos compuesta por 13 ítems. En particular, se han utilizado escalas validadas de 5, 4, 3 y 1 ítems para medir el desempeño innovador de producto, proceso, marketing y gestión, respectivamente, basadas en los trabajos de Prajogo y Ahmed (2006) y Škerlavaj *et al.*, (2010).

**Grado de aglomeración del sector** (variable independiente): Esta variable determina el grado de concentración del sector objeto de estudio en cada una de las regiones del territorio nacional. La concentración geográfica de las empresas se ha medido de diferentes formas en la literatura sobre aglomeración. Algunos estudios utilizan la densidad de empresas en cada área geográfica concreta (McCann y Folta, 2008; Kukalis, S., 2010; Díez-Vial, 2011), mientras que otros utilizan el empleo en un sector y área geográfica determinados (Boix y Trullén, 2010; Marco-Lajara *et al.*, 2016). En el presente trabajo se han utilizado ambos indicadores para calcular el constructo el presente constructo. Como unidades territoriales de análisis se han utilizado las establecidas por la delimitación geográfica de sus 50 provincias y 2 ciudades autónomas. Una vez establecida la división territorial, se ha analizado el grado de concentración regional del empleo y de las empresas del sector en relación con la media nacional, mediante la utilización del siguiente coeficiente:

$$\text{Coeficiente de aglomeración} = \frac{\frac{\text{Datos del sector a nivel regional}}{\text{Total datos a nivel regional}}}{\frac{\text{Datos del sector a nivel nacional}}{\text{Total datos a nivel nacional}}}$$

Estos coeficientes deben interpretarse del siguiente modo. Las regiones con un valor superior a 1 tienen un grado de concentración de empleados y/o empresas en el sector superior a la media nacional. Cuanto mayor sea el valor del coeficiente, mayor será el en cuestión.

**Cooperación** (variable mediadora): Las empresas acceden a nuevos conocimientos fundamentalmente a través de su desarrollo interno o de fuentes externas (Díaz-Díaz y De Saá Pérez, 2014). En esta línea, diversos autores destacan el papel de la cooperación con fuentes externas accesibles como herramienta que permite generar ideas y compartir conocimiento y, en consecuencia, favorece el incremento de la base de conocimiento de las empresas participantes (Marco-Lajara, 2000; Aguilar-Olaves *et al.*,

2014; González y Hurtado, 2014). Así, se propone que el grado de cooperación entre las empresas y los distintos nodos de su red de relaciones puede verse favorecido por la pertenencia a una asociación empresarial. En este trabajo se propone que la cooperación media la relación entre el grado de aglomeración industrial y el desempeño innovador de las empresas. Este trabajo propone que la cooperación media la relación entre el grado de aglomeración del sector y el desempeño innovador de las empresas. Esta variable refleja el grado en que las empresas cooperan con los principales agentes de su entorno (empresas competidoras, proveedores, clientes, universidades, centros tecnológicos y otras entidades). Se ha medido mediante una escala tipo Likert de 7 puntos y 6 ítems, que se ha elaborado a partir del trabajo de Claver-Cortés *et al.* (2015).

**Asociación** (variable antecedente): Según Dalziel (2006), las asociaciones son entidades sin ánimo de lucro que agrupan a una proporción, normalmente elevada, de empresarios de un sector y una región determinados. Estas asociaciones defienden los intereses de sus miembros y promueven la cooperación entre ellos. Asimismo, la pertenencia y participación en la asociación puede favorecer la generación de relaciones de confianza entre los asociados, lo que a su vez puede influir en su disposición a cooperar en muy diversos ámbitos, poniendo en común sus recursos y capacidades en favor de la consecución de objetivos compartidos. La asociación se ha establecido como una variable antecedente de la cooperación. Esta variable se midió mediante una escala tipo Likert de 7 puntos con 3 ítems, reflejando la pertenencia o no a una asociación, y el tipo de participación, activa o pasiva, de los asociados.

**Edad de la empresa** (variable de control): La edad de la empresa determina su grado de consolidación y madurez en el mercado (Coad y Hözl, 2012). Puede interpretarse como una variable proxy que refleja, en cierta medida, la experiencia de la empresa en el sector (Folta *et al.*, 2006). Una mayor antigüedad podría derivar en el desarrollo de ciertas economías de experiencia, e influir en su grado de desempeño (Bleda *et al.*, 2013). Esta variable se ha medido en función del periodo transcurrido entre la fecha de constitución de las empresas y el año 2019. Los datos se han agrupado en 5 tramos de antigüedad, asignando valores de 1 a 5, de la siguiente forma: 10 años o menos (1); 11 a 20 años (2); 21 a 30 años (3); 31 a 40 años (4); Más de 40 años (5).

### 3.3 TÉCNICA DE ANÁLISIS

Para contrastar las hipótesis propuestas se utiliza el modelado de ecuaciones estructurales (SEM) y, en particular, la técnica de análisis multivariante de segunda generación de mínimos cuadrados parciales (PLS) que, según Hair *et al.* (2012), ha adquirido gran relevancia en los últimos años entre los investigadores del ámbito de la Dirección Estratégica de Empresas. Para ello, se utiliza el software SmartPLS, versión 3.3.3 (Ringle *et al.*, 2015). Según Hair *et al.* (2019a), se trata de una técnica adecuada para el análisis predictivo, especialmente en el ámbito de las ciencias sociales. Además, permite contrastar modelos de relaciones lineales entre variables, incluidas las de naturaleza latente. La técnica PLS-SEM utiliza la maximización de la varianza explicada de las variables observables e inobservables para estimar los parámetros del modelo establecido (Roldán y Cepeda, 2019). Según estos autores, debido a lo anterior, esta técnica es particularmente adecuada para la investigación en el campo de las Ciencias Sociales. Se ha evidenciado que el método PLS-SEM permite obtener mayor flexibilidad y robustez que los enfoques tradicionales (Martínez y Fierro, 2018).

Particularmente, se ha optado por este método de análisis por diferentes motivos. Fundamentalmente, porque el estudio es de naturaleza predictiva, lo que lo hace adecuado para el uso de la técnica PLS-SEM (Henseler, 2018). Además, es una herramienta eficiente para la estimación de modelos complejos, que permite trabajar con tamaños muestrales relativamente pequeños, y con datos que no siguen una distribución específica (Hair *et al.*, 2019a). Por último, el modelo propuesto incluye variables latentes de segundo orden, y la técnica PLS permite estimar eficientemente este tipo de modelos multidimensionales (Henseler *et al.*, 2016).

## 4 ANÁLISIS DE DATOS Y RESULTADOS

El modelo objeto de análisis incluye constructos multidimensionales que, según Edwards (2001), se componen de diferentes dimensiones relacionadas que pueden analizarse como un único concepto teórico. Según Van Riel *et al.* (2017), se debe realizar un primer análisis para obtener las puntuaciones de las variables latentes de primer orden, que se utilizarán en el análisis posterior para modelizar los constructos de segundo orden. PLS es una herramienta eficaz para llevar a cabo este proceso (Sarstedt *et al.*, 2016). Ringle *et al.* (2012) afirma que este proceso de dos etapas, comúnmente utilizado en la

investigación en ciencias sociales, permite establecer el constructo de segundo orden de modo endógeno dentro del modelo estructural.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos tras evaluar el modelo de investigación mediante PLS-SEM, que, según Hair *et al.* (2019a), debe realizarse en dos etapas, la primera correspondiente al modelo de medida y la segunda al modelo estructural. El modelo final, tanto saturado como estimado, presentan un buen ajuste, ya que tienen un valor de Residuo Cuadrático Medio Estandarizado [SRMSR] de  $0,057 < 0,08$  (Hu y Bentler, 1998).

#### 4.1 EVALUACIÓN DEL MODELO DE MEDIDA

A la hora de evaluar los modelos de medida, se deben seguir diferentes criterios en función del tipo de constructo del que se trate, formativo o reflexivo (Hair *et al.*, 2019a). Para la evaluación del modelo formativo (Grado de aglomeración sectorial), se ha utilizado un único ítem que representa la esencia de la variable latente que pretenden medir los indicadores formativos (Sarstedt *et al.*, 2013). También llamado "análisis de redundancia" (Chin, 1998), en este primer paso, para determinar la validez convergente del modelo, se evalúa el grado de correlación entre diferentes medidas del mismo constructo utilizando diferentes indicadores. Para ello, se utiliza la variable latente formativa como variable exógena, que actúa como predictora de otro constructo endógeno que utiliza otros indicadores de naturaleza reflexiva.

Aunque, como norma general, no se recomienda el uso de indicadores individuales cuando se utiliza la técnica PLS, en el caso del análisis de redundancia sí es adecuado, ya que su objetivo no es captar el contenido total del constructo, sino simplemente sus elementos fundamentales, para disponer de un estándar de comparación (Hair *et al.*, 2019a). Así, este ítem, denominado "P<sub>SecGDP</sub>", indica la participación, en porcentaje, del sector objeto de estudio en el PIB a nivel provincial<sup>2</sup>. Según Hair *et al.* (2019a), el valor del coeficiente *path* entre los dos constructos debe ser superior a 0,7, y el valor de  $R^2$  superior a 0,5. El coeficiente *path* entre ambos indicadores formativo y reflexivo toma el valor  $0,916 > 0,8$ , y el  $R^2$  asciende a  $0,839 > 0,5$  por lo que el modelo de medida formativo cumple el criterio de validez convergente. El grado de colinealidad de los indicadores formativos es significativamente inferior a los valores críticos

---

<sup>2</sup> Para su cálculo se utilizan datos secundarios obtenidos de la base de datos SABI y del Instituto Nacional de Estadística (INE).



establecidos. ya que el valor VIF asciende a  $1,192 < 3$  (Hair *et al.*, 2019c). Por último, se evalúa la significación y relevancia de los indicadores formativos. Tras ejecutar el proceso *de bootstrapping* en modo completo y 5.000 submuestras aleatorias, se comprueba que tanto los pesos como las cargas externas de los indicadores formativos poseen valores significativamente distintos de cero, tanto en términos relativos (Pesos externos:  $L1^3 = 0,583$ ;  $L2^4 = 0,612$ ), como en términos absolutos (Cargas externas:  $L1 = 0,828$ ;  $L2 = 0,846$ ), lo que indica que su contribución al constructo es elevada.

A su vez, para evaluar el modelo reflexivo se debe analizar la consistencia interna y la validez convergente y discriminante (Hair *et al.*, 2019a). Según estos autores, en el primer caso se utilizan fundamentalmente tres métodos: El alfa de Cronbach<sup>5</sup> ( $\alpha$ ), la fiabilidad compuesta<sup>6</sup> ( $\rho_c$ ) y el rho de Dijkstra-Henseler<sup>7</sup> ( $\rho_A$ ). Como puede observarse en la Tabla XX, todos los valores son significativamente superiores a 0,7 (Chin, 1998; Dijkstra y Henseler, 2015; Hair *et al.*, 2019a). Para confirmar la validez convergente, la medición se realiza evaluando la fiabilidad de los indicadores, es decir, el tamaño de las cargas externas ( $\lambda$ ), y la Varianza Media Extraída (AVE), que se refiere al valor medio total de las cargas de los indicadores pertenecientes al mismo constructo al cuadrado (Hair *et al.*, 2019a). En la Tabla 3, se observa que el valor de las cargas externas es superior a 0,707, y el  $AVE > 0,5$ , por lo que también se cumple este criterio (Henseler *et al.*, 2015; Hair *et al.*, 2019a).

Tabla 3. Evaluación de la consistencia interna y la validez convergente

	Alfa de Cronbach	rho_A	Fiabilidad compuesta	AVE
Asociación	1 indicador	1 indicador	1 indicador	1 indicador
Cooperación	0,885	0,885	0,913	0,638
Desempeño innovador	0,847	0,851	0,897	0,686
Cargas externas ( $\lambda$ )				
	Cooperación		Desempeño innovador	
Cooperación clientes	0,859			
Cooperación competidores	0,787			
Cooperación centros tecnol.	0,713			
Cooperación universidades	0,841			
Cooperación proveedores	0,828			
Cooperación otros	0,756			
D.I. Gestión			0,81	
D.I. Marketing			0,786	

<sup>3</sup> Coeficiente de aglomeración del empleo.

<sup>4</sup> Coeficiente de aglomeración de las empresas.

<sup>5</sup> Tiende a subestimar la fiabilidad de la consistencia interna.

<sup>6</sup> Tiende a sobreestimar la fiabilidad de la consistencia interna.

<sup>7</sup> Se considera una medida de fiabilidad consistente.



D.I. Proceso		0,857
D.I. Producto		0,858

Nota: D.I.: Desempeño innovador.  
Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, para evaluar la validez discriminante, se debe comprobar que cada constructo capta fenómenos diferentes del resto de los que componen el modelo propuesto.

Tabla 4. Evaluación de la validez discriminante

<b>Heterotrait-Monotrait (HTMT)</b>			
	Asociación	Cooperación	D.I.
Asociación			
Cooperación	0,631		
D.I.	0,522	0,744	
Edad	0,073	0,092	0,15

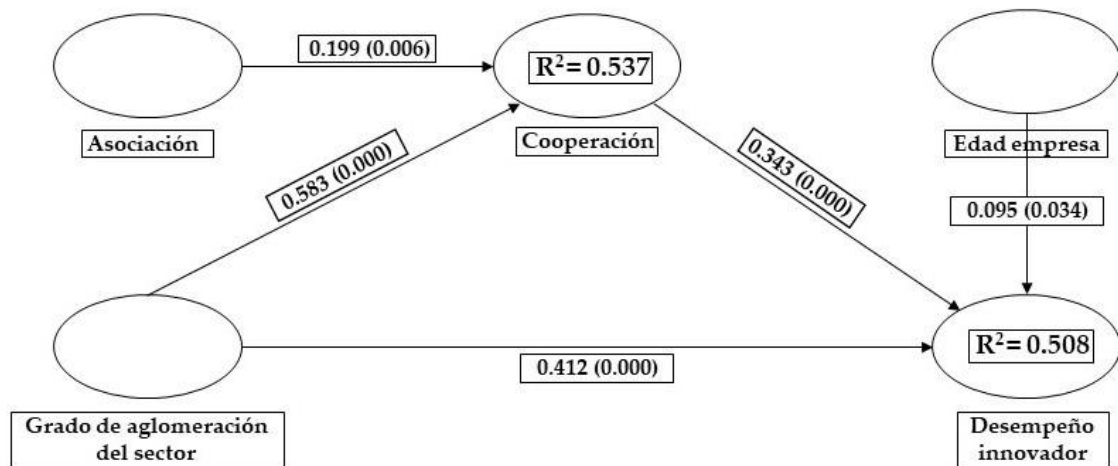
Nota: D.I.: Desempeño innovador.  
Fuente: Elaboración propia.

Tradicionalmente, se han utilizado dos métodos: el análisis de carga cruzada y el método de Fornell y Larcker. Aunque se ha observado el cumplimiento de ambos criterios, según Henseler *et al.* (2015), estos métodos presentan ciertas deficiencias que afectan a la detección de problemas de validez discriminante. Estos autores determinan que la razón Heterotrait-Monotrait (HTMT) es una herramienta más eficaz para este fin. Según Kline (2011), el valor de la ratio HTMT debe ser inferior a 0,85. La Tabla 4 muestra que el modelo cumple ampliamente este requisito.

#### 4.2 EVALUACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL

La evaluación del modelo estructural permite determinar la capacidad predictiva del modelo y el tipo de relaciones existentes entre las distintas variables latentes que lo componen y, en consecuencia, contrastar las hipótesis planteadas en el marco teórico.

Figura 3. Coeficientes *path* y niveles de significación del modelo propuesto



Fuente: Elaboración propia.

Para ello, según Hair *et al.* (2019a) se deben analizar los siguientes elementos: nivel de significación y relevancia de las relaciones, valor de los coeficientes de determinación ( $R^2$ ), colinealidad, tamaño del efecto  $f^2$  y relevancia predictiva ( $Q^2$ ). La figura 3 muestra el nomograma, en el que pueden observarse los coeficientes *path* obtenidos al ejecutar el proceso de bootstrapping en modo completo y 5.000 submuestras aleatorias. Las tablas 5 y 6 muestran los datos correspondientes a los efectos directos e indirectos, respectivamente.

Tabla 5. Resumen de los efectos directos

Relaciones directas	Coef ( $\beta$ )	D.T.	p-valor	IC 95%	Resultados
G.A.S. -> Cooperación	0,583**	0,066	0,000	[0.457-0.714]**	
G.A.S. -> D.I.	0,412**	0,081	0,000	[0.254-0.573]**	<b>H1</b> ✓
Asociación -> Cooperación	0,199**	0,076	0,006	[0.049-0.341]**	<b>H2</b> ✓
Cooperación -> D.I.	0,343**	0,094	0,000	[0.164-0.526]**	

Nota: G.A.S.: Grado de aglomeración del sector; D.I.: Desempeño innovador; D.T.: Desviación típica; Coef: Coeficiente; \* Estadísticamente significativo al 1% - \*\* Estadísticamente significativo al 5%.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Resumen de los efectos indirectos

Efecto total del G.A.S. en el D.I.		Efecto directo del G.A.S. en el D.I.		Efecto indirecto de la G.A.S. en el D.I.		Resultados
Coef ( $\beta$ )	T-valor	Coef ( $\beta$ )	Valor T	Estimación	I.C. 95%.	
0,612**	14,157	0,412**	5,134	Total 0,200	[0,085-0,340]	<b>H3</b> ✓

Nota: G.A.S.: Grado de aglomeración del sector; D.I.: Desempeño innovador; Coef: Coeficiente; \* Estadísticamente significativo al 1% - \*\* Estadísticamente significativo al 5%. Fuente: Elaboración propia.

Al analizar los datos, se ha observado que no existe colinealidad, ya que todos los valores VIF son inferiores a 3 (Hair *et al.*, 2019c). Existe un efecto directo positivo y significativo del grado de aglomeración industrial sobre el desempeño innovador de las empresas [0,412,  $p=0,000$ ]. Además, se observa un efecto indirecto positivo y significativo, que se produce por la mediación de la variable "Cooperación" [0,200,  $p=0,000$ ]. El modelo propuesto explica el 53,7% y el 50,8% de la varianza de los constructos "Cooperación" y "Desempeño innovador", respectivamente. Además, la contribución del constructo exógeno "Grado de aglomeración de la industria" al valor  $R^2$  de las variables latentes endógenas "Cooperación" y "Desempeño innovador" ( $f^2$ ) es grande [0,397] y mediana [0,167], por este orden, basándose en los valores propuestos por Cohen (1988). Por su parte, la contribución del constructo exógeno "Cooperación" al valor  $R^2$  de la variable latente endógena "Desempeño innovador" es mediana [0,115]. La relevancia predictiva del modelo en relación con las variables endógenas "Cooperación" y "Desempeño Innovador" es moderada, [0,397 y 0,167, respectivamente], de acuerdo con los valores establecidos por Hair *et al.* (2019b). Asimismo, los datos apuntan a la existencia de un efecto directo y positivo de la pertenencia a una asociación sobre el grado de cooperación de las empresas [0,199,  $p=0,006$ ], si bien la contribución del constructo exógeno "Asociación" sobre la variable latente endógena "Cooperación" es pequeña (Cohen, 1988). Por último, los valores de las variables endógenas "cooperación" y "desempeño innovador" tienen valores  $Q^2$  de 0,335 y 0,341 respectivamente, lo que indica que el modelo tiene una relevancia predictiva moderada sobre las variables mencionadas. A partir de estos datos, se confirman las tres hipótesis:

- ✓ **H1:** El grado de aglomeración industrial influye en el desempeño innovador de las empresas.
- ✓ **H2:** La pertenencia activa a una asociación de empresarios influye en el grado de cooperación entre empresas.
- ✓ **H3:** El grado de cooperación de las empresas con los agentes del entorno media en la relación entre el grado de aglomeración del sector y el desempeño innovador de las empresas.

## 5 CONCLUSIONES

Este trabajo se suma a la investigación actual sobre el examen de las externalidades positivas derivadas de la aglomeración industrial, especialmente las

asociadas a la colaboración empresarial y al rendimiento inventivo. Se verifican las tres hipótesis planteadas, produciéndose una asociación positiva y estadísticamente significativa entre las variables del modelo propuesto. A partir de ellas, se formulan tres conclusiones principales. En primer lugar, las externalidades positivas generadas por la aglomeración industrial mejoran el rendimiento inventivo de las empresas. En segundo lugar, la colaboración entre entidades especializadas se identifica como una externalidad positiva significativa derivada de la aglomeración industrial, que incide favorablemente en el rendimiento inventivo de las empresas. Por último, las asociaciones empresariales promueven la colaboración, especialmente entre sus miembros, y sirven de institución representativa que permite la formación de acuerdos a nivel de superestructura.

La colaboración con agentes externos en el intercambio de conocimientos y la creación de procesos de innovación colaborativa aumenta la probabilidad de lograr un rendimiento superior en innovación (Lazzarotti *et al.*, 2017). Sin embargo, las empresas deben elegir cuidadosamente a sus socios colaboradores, ya que este factor incide directamente en los resultados de las colaboraciones (Prashant y Harbir, 2009). En este sentido, la pertenencia a una localidad con un alto nivel de aglomeración en una industria concreta indica un alto nivel de especialización entre las empresas asociadas (Resbeut *et al.*, 2019). Así, la aglomeración industrial resulta de la proximidad geográfica de organizaciones especializadas, lo que se traduce en la disponibilidad de socios potencialmente útiles con los que formar acuerdos de cooperación. Además, los grupos empresariales facilitan la interacción a varios niveles al servir de intermediarios. En este contexto, el compromiso continuo con especialistas de la industria mejora el rendimiento inventivo de las empresas (Howell, 2020).

Los resultados de esta investigación demuestran la importancia de la ubicación y la colaboración como motores del rendimiento creativo de las empresas. El entorno en el que están situadas puede facilitarles el acceso a posibles fuentes de recursos y talentos importantes, en particular información fresca. Así pues, a pesar de la globalización y del mayor crecimiento de las TIC en las últimas décadas y especialmente en los últimos años, existen factores geográficos y cognitivos relacionados con la proximidad que facilitan la transmisión eficaz de la información y el rendimiento creativo de las empresas. Así pues, la aglomeración industrial como estrategia de crecimiento económico y competitividad regional debe seguir estudiándose.

En cuanto a las deficiencias de la investigación, es importante destacar su énfasis mayoritariamente externo. Así, sería interesante incluir el efecto de las características internas de la empresa en futuras investigaciones sobre los impulsores del éxito creativo de las organizaciones. Especialmente intrigante sería la incorporación de la capacidad de absorción de las empresas, que, según Najafi-Tavani *et al.* (2018), influye principalmente en la medida en que las empresas se benefician de la cooperación con actores externos.

## REFERENCIAS

- Aguilar-Olaves, G., Herrera, L. & Clemenza, C. (2014). Absorptive capacity: theoretical and empirical approaches for the service sector. *Revista Venezolana de Gerencia*, 19(67), 499-518.
- Alexy, O., George, G., & Salter, A. J. (2013). Cui bono? The selective revealing of knowledge and its implications for innovative activity. *Academy of management review*, 38(2), 270-291.
- Algezauai, S. & Filieri, R. (2010). Investigating the role of social capital in innovation: sparse versus dense network. *Journal of knowledge management*, 14(6), 891-909.
- Argote, L. & Ren, Y. (2012). Transactive memory systems: A microfoundation of dynamic capabilities. *Journal of Management Studies*, 49(8), 1375-1382.
- Asheim, B. T. & Isaksen, A. (2002). Regional innovation systems: the integration of local 'sticky' and global 'ubiquitous' knowledge. *The Journal of Technology Transfer*, 27(1), 77-86.
- Audretsch, D. B., Hülsbeck, M. & Lehmann, E. E. (2012). Regional competitiveness, university spillovers, and entrepreneurial activity. *Small Business Economics*, 39(3), 587-601.
- Baldwin, C. & Von Hippel, E. (2011). Modeling a paradigm shift: From producer innovation to user and open collaborative innovation. *Organization Science*, 22(6), 1399-1417.
- Becerra, M., Lunnan, R. & Huemer, L. (2008). Trustworthiness, risk, and the transfer of tacit and explicit knowledge between alliance partners. *Journal of Management Studies*, 45(4), 691-713.
- Bleda, M., Morrison, K., & Rigby, J. (2013). The role and importance of gazelles and other growth firms for innovation and competitiveness. In Cox D and Rigby J. (Eds.), *Innovation policy challenges for the 21st century*, (pp 110).
- Boix, R., & Trullén, J. (2010). Industrial districts, innovation and I-district effect: territory or industrial specialization? *European Planning Studies*, 18(10), 1707-1729.
- Boschma, R. (2005). Role of proximity in interaction and performance: Conceptual and empirical challenges. *Regional Studies*, 39(1), 41-45.
- Chen, C. J., Hsiao, Y. C. & Chu, M. A. (2014). Transfer mechanisms and knowledge transfer: The cooperative competency perspective. *Journal of Business Research*, 67(12), 2531-2541.
- Chesbrough, H. (2006). *Open business models: How to thrive in the new innovation landscape*. Boston, MA: Harvard Business Press.
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295(2), 295-336.

Claver-Cortés, E., Marco-Lajara, B., & Manresa-Marhuenda, E. (2015). Location in science-technology parks, dynamic capabilities and business innovation. *Industrial Economics*, 397, 59-71.

Claver-Cortés, E., Marco-Lajara, B., Sánchez-García, E., Seva-Larrosa, P., Manresa-Marhuenda, E., Ruiz-Fernández, L., & Poveda-Pareja, E. (2020). A literature review on the effect of industrial clusters and the absorptive capacity on innovation. *International Journal of Industrial and Manufacturing Engineering*, 14(7), 494-503.

Clauss, T. & Kesting, T. (2017). How businesses should govern knowledge-intensive collaborations with universities: An empirical investigation of university professors. *Industrial Marketing Management*, 62(1), 185-198.

Coad, A., & Hözl, W. (2012). 24 Firm growth: Empirical analysis. In M. Dietrich & J. Krafft (Eds.), *Handbook on the economics and theory of the firm* (pp. 324-338). Cheltenham, UK: Edward Elgar Publishing.

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.

Dalziel, M. (2006). The impact of industry associations: Evidence from Statistics Canada data. *Innovation*, 8(3), 296-306.

De Groot, H. L., Poot, J., & Smit, M. J. (2009). Agglomeration externalities, innovation and regional growth: theoretical perspectives and meta-analysis. In *Capello, R. and Nijkamp, P. (Eds.), Handbook of regional growth and development theories* (pp. 256-281). Cheltenham, UK: Edward Elgar.

De Groot, H. L., Poot, J., & Smit, M. J. (2016). Which agglomeration externalities matter most and why. *Journal of Economic Surveys*, 30(4), 756-782.

De Silva, M., Howells, J. & Meyer, M. (2018). Innovation intermediaries and collaboration: Knowledge-based practices and internal value creation. *Research Policy*, 47(1), 70-87.

Delgado, M., Porter, M. E., & Stern, S. (2010). Clusters and entrepreneurship. *Journal of Economic Geography*, 10(4), 495-518.

Díaz-Díaz, N. L., & de Saá Pérez, P. (2014). The interaction between external and internal knowledge sources: an open innovation view. *Journal of Knowledge Management*, 18(2), 430-446.

Díez-Vial, I. (2011). Geographical cluster and performance: The case of Iberian ham. *Food Policy*, 36(4), 517-525.

Dijkstra, T. K., & Henseler, J. (2015). Consistent partial least squares path modeling. *MIS quarterly*, 39(2), 297-316.

Edwards, J. R. (2001). Multidimensional Constructs in Organizational Behavior Research: An Integrative Analytical Framework. *Organizational Research Methods*, 4(2), 144-192.

Folta, T. B., Cooper, A. C. & Baik, Y. S. (2006). Geographic cluster size and firm performance. *Journal of Business Venturing*, 21(2), 217-242.



- Formichella, M. (2005). The evolution of the concept of innovation and its relationship with development. *INTA*, (1), 1-46.
- Fujita, M., Krugman, P. R., & Venables, A. (1999). *The spatial economy: Cities, regions, and international trade*. MIT press.
- García-Peñalvo, F. J., Colomo-Palacios, R. & Lytras, M. D. (2012). Informal learning in work environments: training with the Social Web in the workplace. *Behaviour & Information Technology*, 31(8), 753-755.
- González, C. H., & Hurtado A. A. (2014). Influence of absorption capacity on innovation: An empirical analysis in Colombian SMES. *Estudios Gerenciales*, 30(132), 277-286.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Pieper, T. M., & Ringle, C. M. (2012). The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management research: a review of past practices and recommendations for future applications. *Long range planning*, 45(5-6), 320-340.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. California, USA: Sage Publications.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Castillo Apraiz, J., Cepeda Carrión, G., & Roldán, J. L. (2019a). *Manual de partial least squares structural equation modeling (pls-sem)*. Spain: OmniaScience Scholar.
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019b). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European business review*, 31(1), 2-24.
- Hair, J. F., Babin B.J., Anderson R.E., & Black W.C. (2019c). *Multivariate data analysis*. 8th edition. Hampshire, UK: Cengage Learning, EMEA.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the academy of marketing science*, 43(1), 115-135.
- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial management and data systems*, 116(1), 2-20.
- Henseler, J. (2018). Partial least squares path modeling: Quo vadis? *Quality and Quantity*, 52(1), 1-8.
- Howells, J. (2006). Intermediation and the role of intermediaries in innovation. *Research policy*, 35(5), 715-728.
- Howell, A. (2020). Agglomeration, absorptive capacity and knowledge governance: implications for public-private firm innovation in China. *Regional Studies*, 54(8), 1069-1083.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological methods*, 3(4), 424.

- Icart, I. B. & Supri, A. V. (2007). *The governance of the human factor*. Madrid, ES: Delta Publicaciones.
- Juhász, S., & Lengyel, B. (2018). Creation and persistence of ties in cluster knowledge networks, *Journal of Economic Geography*, 18(6), 1203-1226.
- Kekezi, O., & Klaesson, J. (2020). Agglomeration and innovation of knowledge intensive business services. *Industry and Innovation*, 27(5), 538-561.
- Kijkasiwat, P., & Phuensane, P. (2020). Innovation and firm performance: The moderating and mediating roles of firm size and small and medium enterprise finance. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(5), 97.
- Kim, N., & Shim, C. (2018). Social capital, knowledge sharing and innovation of small-and medium-sized enterprises in a tourism cluster. *International journal of contemporary hospitality management*, 30(6), 2417-2437.
- Klerkx, L. and Proctor, A. (2013). Beyond fragmentation and disconnect: Networks for knowledge exchange in the English land management advisory system. *Land use policy*, 30(1), 13-24.
- Kline, R. B. (2011). Convergence of structural equation modeling and multilevel modeling. In *Malcolm, W., and Vogt, W. P. (Eds), The SAGE Handbook of Innovation in Social Research Methods* (pp. 562-589). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Krenz, P., Basmer, S., Buxbaum-Conradi, S., Redlich, T. & Wulfsberg, J. P. (2014). Knowledge management in value creation networks: establishing a new business model through the role of a knowledge-intermediary. *Procedia CIRP*, 16(1), 38-43.
- Kukalis, S. (2010). Agglomeration economies and firm performance: the case of industry clusters. *Journal of Management*, 36(2), 453-481.
- Laursen, K. & Salter, A. (2006). Open for innovation: the role of openness in explaining innovation performance among UK manufacturing firms. *Strategic management journal*, 27(2), 131-150.
- Lazzarotti, V., Bengtsson, L., Manzini, R., Pellegrini, L., & Rippa, P. (2017). Openness and innovation performance. *European Journal of Innovation Management*, 20(3), 463-492.
- Le, P. B., & Lei, H. (2018). The effects of innovation speed and quality on differentiation and low-cost competitive advantage. *Chinese Management Studies*, 12(2), 305-322.
- Lee, R., Lee, J. H., & Garrett, T. C. (2019). Synergy effects of innovation on firm performance. *Journal of Business Research*, 99, 507-515.
- Lin, W. L., Yip, N., Ho, J. A., & Sambasivan, M. (2020). The adoption of technological innovations in a B2B context and its impact on firm performance: An ethical leadership perspective. *Industrial Marketing Management*, 89, 61-71.
- Marco-Lajara, B. (2000). *Inter-firm cooperation in the industrial fabric of the province of Alicante: an analysis based on the strategic management model (Doctoral dissertation)*. Alicante, ES: University of Alicante.

Marco-Lajara, B., Claver-Cortés, E., Úbeda-García, M., & Zaragoza-Sáez, P. D. C. (2016). Hotel performance and agglomeration of tourist districts. *Regional Studies*, 50(6), 1016-1035.

Claver-Cortés, E., Marco-Lajara, B., Manresa-Marhuenda, E., & Sánchez-García, E. (2017). Economías de aglomeración e innovación e innovación de empresas multinacionales localizadas en España. *Emprendimiento y negocios internacionales*, 2(2), 17-28.

Marco-Lajara, B., Seva-Larrosa, P., Martínez-Falcó, J., & Sánchez-García, E. (2021a). How Has COVID-19 Affected The Spanish Wine Industry? An Exploratory Analysis. *NVEO-NATURAL VOLATILES & ESSENTIAL OILS Journal| NVEO*, 2722-2731.

Marco-Lajara, B. M., Seva-Larrosa, P., Martínez-Falcó, J., & Sánchez-García, E. (2021b). El clúster vitivinícola de Jumilla: Entre la tradición y la modernidad. In *XLIII jornadas de viticultura y enología de la Tierra de Barros: III Congreso agroalimentario de Extremadura* (pp. 56-70). Centro Universitario Santa Ana.

Marco-Lajara, B., Zaragoza-Sáez, P. C., Martínez-Falcó, J., & Sánchez-García, E. (2022). Does green intellectual capital affect green innovation performance? Evidence from the Spanish wine industry. *British Food Journal*, (ahead-of-print).

Marco-Lajara, B., Zaragoza-Sáez, P., Martínez-Falcó, J., & Sánchez-García, E. (2023a). The Internationalization of the Spanish Wine Industry: An Analysis of Trade Flows and Their Degree of Concentration. In *The Transformation of Global Trade in a New World* (pp. 22-46). IGI Global.

Marco-Lajara, B., Martínez-Falcó, J., Sánchez-García, E., & Millan-Tudela, L. A. (2023b). Wine Tourism, Designations of Origin and Business Performance: An Analysis Applied to the Valencian Community Wine Industry. *Businesses*, 3(1), 70-82.

Marco-Lajara, B., Sánchez-García, E., Seva-Larrosa, P., & Martínez-Falcó, J. (2023c). Factores determinantes de la generación, difusión y aprovechamiento del conocimiento externo y la innovación en el contexto de un clúster. *Geographos*, 14(152), 1-28.

Martín de Castro, G. (2015). Knowledge management and innovation in knowledge-based and high-tech industrial markets: The role of openness and absorptive capacity. *Industrial Marketing Management*, 47(1), 143-146.

Martínez M. A., & Fierro, E. M. (2018). Application of the PLS-SEM technique in knowledge management: a practical technical approach. *RIDE. Ibero-American Journal for Educational Research and Development*, 8(16), 130-164.

Martínez-Falcó, J., Marco-Lajara, B., Zaragoza Sáez, P. D. C., & Sánchez-García, E. (2023). Wine tourism in Spain: The economic impact derived from visits to wineries and museums on wine routes. *Investigaciones turísticas*, 1(25), 168-195.

Martínez-Falcó, J., Sánchez-García, E., Millan-Tudela, L. A., & Marco-Lajara, B. (2023b). The Role of Green Agriculture and Green Supply Chain Management in the Green Intellectual Capital–Sustainable Performance Relationship: A Structural Equation Modeling Analysis Applied to the Spanish Wine Industry. *Agriculture*, 13(2), 425.

- Matthyssens, P., Pauwels, P. & Vandenbempt, K. (2005). Strategic flexibility, rigidity and barriers to the development of absorptive capacity in business markets: Themes and research perspectives. *Industrial Marketing Management*, 34(6), 547-554.
- McCann, B. T., & Folta, T. B. (2008). Location matters: where we have been and where we might go in agglomeration research. *Journal of management*, 34(3), 532-565.
- McCann, P. & Ortega-Argilés, R. (2015). Smart specialization, regional growth and applications to European Union cohesion policy. *Regional Studies*, 49(8), 1291-1302.
- McEvily, B., & Marcus, A. (2005). Embedded ties and the acquisition of competitive capabilities. *Strategic Management Journal*, 26(11), 1033-1055.
- Mejía-Villa, A., Recalde, M., Alfaro, J. A. & Gutierrez, E. (2016). Business associations as collaborative innovation communities: development of a theoretical model. *Paper presented at the 23rd Innovation and Product Development Management Conference (IPDMC). European Institute for Advanced Studies in Management (EIASM). 12-14 June 2016, Glasgow, UK.*
- Mejía-Villa, A., Tanco, J. A. A. & San Martín, E. S. (2017). *Analysis of the absorptive capacity process in business associations as innovation intermediaries. Workingpaper.* Navarra, ES: University of Navarra.
- Millan-Tudela, L. A., Marco-Lajara, B., Martínez-Falcó, J., & Sánchez-García, E. (2022). Pursuing Business Longevity: Ways to Enhance Sustainable Development. *In Frameworks for Sustainable Development Goals to Manage Economic, Social, and Environmental Shocks and Disasters* (pp. 79-95). IGI Global.
- Najafi-Tavani, S., Najafi-Tavani, Z., Naudé, P., Oghazi, P., & Zeynaloo, E. (2018). How collaborative innovation networks affect new product performance: Product innovation capability, process innovation capability, and absorptive capacity. *Industrial marketing management*, 73, 193-205.
- Nonaka, I. & Konno, N. (1998). The concept of "ba": Building a foundation for knowledge creation. *California Management Review*, 40(3), 40-54.
- Oliva, F., Couto, M., Santos, R. & Bresciani, S. (2019). The integration between knowledge management and dynamic capabilities in agile organizations. *Management Decision*, 57(8), 1960-1979.
- Parra-Requena G., Molina-morales, F. X. & García-Villaverde, P. M. (2010). The mediating effect of cognitive social capital on knowledge acquisition in clustered firms. *Growth and change*, 41(1), 59-84.
- Parra-Requena, G., Ruiz-Ortega, M. J. & Garcia-Villaverde, P. M. (2013). Social capital and effective innovation in industrial districts: dual effect of absorptive capacity. *Industry and Innovation*, 20(2), 157-179.
- Pizoń, J., Cioch, M., Kański, Ł., & Sánchez-García, E. (2022). Cobots implementation in the era of Industry 5.0 using modern business and management solutions. *Advances in Science and Technology Research Journal*, 16(6), 166–178

- Porter, M. E. (1990). *The Competitive Advantage of Nations*. New York, NY: The Free Press.
- Porter, M. E. (1998). *Clusters and the new economics of competition*. Boston, MA: Harvard Business Review, 76(6), 77-90.
- Prajogo, D. I., & Ahmed, P. K. (2006). Relationships between innovation stimulus, innovation capacity, and innovation performance. *R&D Management*, 36(5), 499-515.
- Prashant, K., & Harbir, S. (2009). Managing strategic alliances: what do we know now, and where do we go from here? *Academy of management perspectives*, 23(3), 45-62.
- Pyburn, R. & J. Woodhill (2014). *Dynamics of Rural Innovation - A primer for emerging professionals*. Arnhem, NL: LM Publishers.
- Ramadani, V., Hisrich, R. D., Abazi-Alili, H., Dana, L. P., Panthi, L., & Abazi-Bexheti, L. (2019). Product innovation and firm performance in transition economies: A multi-stage estimation approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 140, 271-280.
- Resbeut, M., Gugler, P., & Charoen, D. (2019). Spatial agglomeration and specialization in emerging markets: Economic efficiency of clusters in Thai industries. *Competitiveness Review: An International Business Journal*, 29(3), 236-252.
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Straub, D. W. (2012). Editor's comments: a critical look at the use of PLS-SEM in "MIS Quarterly". *MIS quarterly*, 36(1), 3-14.
- Ringle, Christian M., Wende, S., & Becker, JM. (2015). SmartPLS 3. Bönningstedt: SmartPLS. Retrieved from <http://www.smartpls.com>
- Roldán, J. L., & Cepeda, G. (2019). *Variance-based Structural Equation Models: Partial Least Squares (PLS) for Social Science Researchers*. Seville, ES: University of Seville.
- Sánchez-García, E. (2021). *Aglomeración industrial, capital social y capacidad de absorción como impulsores del desempeño innovador y empresarial: una aplicación al sector de suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado en España (Tesis doctoral)*. Alicante, ES: Universidad de Alicante.
- Sánchez-García, E., Marco-Lajara, B., Seva-Larrosa, P., & Martínez-Falcó, J. (2022). Driving Innovation by Managing Entrepreneurial Orientation, Cooperation and Learning for the Sustainability of Companies in the Energy Sector. *Sustainability*, 14(24), 16978.
- Sarstedt, M., Wilczynski, P., & Melewar, T. C. (2013). Measuring reputation in global markets-A comparison of reputation measures' convergent and criterion validities. *Journal of World Business*, 48(3), 329-339.
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O., & Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies! *Journal of Business Research*, 69(10), 3998-4010.
- Škerlavaj, M., Song, J. H., & Lee, Y. (2010). Organizational learning culture, innovative culture and innovations in South Korean firms. *Expert systems with applications*, 37(9), 6390-6403.

Tranekjer, T. L., & Knudsen, M. P. (2012). The (unknown) providers to other firms' new product development: what's in it for them? *Journal of Product Innovation Management*, 29(6), 986-999.

Van Riel, A. C., Henseler, J., Kemény, I., & Sasovova, Z. (2017). Estimating hierarchical constructs using consistent partial least squares. *Industrial management & data systems*, 117(3), 459-477.

Vivas, C. & Gil, A. B. (2015). Impact on firms of the use of knowledge external sources: A systematic review of the literature. *Journal of Economic Surveys*, 29(5), 943-964.

Wang, R.H., Lv, Y.B., & Duan, M. (2017). Evolutionary game of inter-firm knowledge sharing in innovation cluster. *Evolving Systems*, 8(2), 121-133.

Wang, C., & Hu, Q. (2020). Knowledge sharing in supply chain networks: Effects of collaborative innovation activities and capability on innovation performance. *Technovation*, 94, 102010.

Waples, E. P. & Friedrich, T. L. (2011). Managing creative performance: Important strategies for leaders of creative efforts. *Advances in Developing Human Resources*, 13(3), 366-385.

Zheng, W. (2010). A social capital perspective of innovation from individuals to nations: where is empirical literature directing us? *International Journal of Management Reviews*, 12(2), 151-183.