

24 - 26 | Noviembre 2021 | Madrid
XLVI Reunión de Estudios Regionales

International Conference on Regional Science

Ciudades llenas, territorios vacíos

Universidad Autónoma de Madrid



COMUNICACIÓN

Título: Especialización regional e interacción como impulsores del desempeño innovador de las empresas: Una aplicación al sector de suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado en España.

Autores y e-mails:

Bartolomé Marco Lajara (bartolome.marco@ua.es)

Eduardo Sánchez García (eduardo.sanchez@ua.es)

Pedro Seva Larrosa (pedro.seva@ua.es)

Lorena Ruiz Fernández (lorena.fernandez@ua.es)

Esther Poveda Pareja (esther.poveda@ua.es)

Javier Martínez Falcó (javier.falco@ua.es)

Departamento: Organización de Empresas

Universidad: Universidad de Alicante

Área Temática: S07 – *Industry 4.0 and sustainability in regions, clusters & industrial districts.*

Resumen: *El presente trabajo profundiza en el estudio de los efectos derivados de la aglomeración industrial sobre el grado de cooperación y el desempeño innovador de las empresas. En la actualidad, el conocimiento y la innovación son factores fundamentales que impulsan el desempeño empresarial. No obstante, el elevado grado de dinamismo del entorno, el ritmo de desarrollo acelerado de nuevas tecnologías, la inestabilidad de la demanda y el creciente grado de globalización de la economía, dificultan en gran medida el éxito de los procesos de innovación acometidos por las empresas. Para llevar a cabo este estudio, se calcula el coeficiente de aglomeración del sector de suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado en cada una de las 50 provincias de España, en base a la información contenida en la base de datos SABI. Posteriormente, se envía una encuesta a la población, obteniendo una muestra de 197 empresas del sector. Para contrastar las hipótesis planteadas, se utiliza la técnica de análisis multivariante de segunda generación de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Los resultados muestran que existe una relación positiva y significativa entre el grado de aglomeración del sector y el desempeño innovador de las empresas, así como el efecto mediador del grado de cooperación en esta relación. Además, se confirma también la influencia positiva y significativa de la pertenencia activa a una asociación de empresarios sobre el grado de cooperación empresarial. Se concluye que aglomeración industrial y la cooperación son factores externos relevantes que impulsan el desempeño innovador de las empresas, y se destaca el papel de las asociaciones de empresarios como agentes intermediarios que fomentan la cooperación entre diferentes entidades vinculadas a un sector determinado.*

Palabras Clave: *Aglomeración, Cooperación, Innovación, Asociación, PLS, Energía.*

Clasificación JEL: R12, O36, R30, L94.



1. Introducción

La innovación es un factor fundamental para el desarrollo económico, que favorece la generación y aprovechamiento de oportunidades por parte de las empresas e impulsa su desempeño (Kijkasiwat y Phuensane, 2020). Su importancia se ha incrementado en los últimos años en el ámbito académico, como factor fundamental para la supervivencia y la competitividad de las empresas (Lee *et al.*, 2019; Ramadani *et al.*, 2019; Lin *et al.*, 2020). En la actualidad, el desarrollo de innovaciones requiere de la interacción y cooperación de múltiples actores en materia de información, conocimiento, y otros recursos, en favor de unos objetivos sociales o económicos determinados (Klerkx y Proctor, 2013; Pyburn y Woodhill, 2014). La cooperación permite a las organizaciones analizar la situación del mercado, generar nuevas ideas y ampliar su base de conocimiento de forma continuada (Alexy *et al.*, 2013). En esta línea, el establecimiento de relaciones recíprocas de cooperación favorece la absorción de conocimiento por parte de las empresas participantes, y su aplicación al desarrollo de innovaciones (Tranekjer y Knudsen, 2012; Wang y Hu, 2020). Así, el intercambio de conocimiento con agentes del entorno resulta esencial para impulsar el desempeño innovador de las empresas (Kim y Shim, 2018; Le y Lei, 2018).

La aglomeración industrial favorece la comunicación y el establecimiento de relaciones cooperativo-competitivas entre las empresas del sector, competidoras directas o no, localizadas geográficamente próximas, lo cual permite reducir los costes y riesgos del proceso, y tiene efectos positivos en la comunicación, la generación de confianza, el acceso y creación de nuevo conocimiento y el desempeño innovador (Chen *et al.*, 2014; Wang *et al.*, 2017). En este sentido, Porter (1990) destaca como impulsores de la innovación, además de la intensidad de la competencia local, la existencia de mayores oportunidades de cooperación. Al respecto, existen determinados agentes, como las asociaciones de empresarios, que facilitan la ejecución de procesos conjuntos de innovación, actuando como entidades intermediarias (Dalziel 2006; Howells, 2006). La pertenencia a una asociación de empresarios impulsa la interacción y la cooperación entre sus asociados, y favorece el establecimiento relaciones de confianza, actuando como una



herramienta de cohesión e intermediación (Dalziel 2006), que favorece la adquisición y asimilación de nuevo conocimiento (Mejía-Villa *et al.*, 2017).

En el presente trabajo de investigación se estudia la influencia de la aglomeración del sector sobre el desempeño innovador de las empresas. Además, se analiza el efecto mediador del grado de cooperación en esta relación, y la pertenencia a una asociación de empresarios como variable antecedente del grado de cooperación de las empresas con entidades de su entorno. Particularmente, el objetivo del presente trabajo es determinar el efecto de la aglomeración industrial en el desempeño innovador de las empresas del sector objeto de estudio, y la influencia de la cooperación como variable mediadora en esta relación.

2. Revisión teórica y desarrollo de hipótesis

2.1 Aglomeración industrial e innovación

Si bien al aplicar la lógica se podría determinar que el proceso acelerado de globalización de la economía, la reducción de los costes de transporte de mercancías y el desarrollo de las TIC reducen la importancia de la localización como factor impulsor del desempeño de las empresas, la realidad parece indicar que, en este ámbito, la importancia del entorno local se ha incrementado progresivamente (De Groot *et al.*, 2009, p.256). De este modo, en la actualidad la elección del entorno en el cual localizar las actividades empresariales es una decisión estratégica clave, que determina las características de los agentes externos que pueden favorecer la generación de ciertas economías de localización y, consecuentemente, una ventaja comparativa con respecto a aquellas localizadas geográficamente dispersas.

De acuerdo con Baldwin y Von Hippel (2011) resulta esencial desplazar el foco de generación y desarrollo de innovaciones desde el interior de las empresas hacia una vía abierta y colaborativa, en la que las empresas y diversos agentes y grupos de interés, especialmente los clientes, trabajan conjuntamente en el diseño y desarrollo de innovaciones. Esto es debido a que la captación de ideas y conocimiento por parte de las empresas mediante la interacción con diferentes agentes especializados del entorno supone una fuente potencial de recursos valiosos que puede desembocar en interesantes oportunidades de innovación (Laursen y Salter, 2006). En este sentido, la aglomeración



industrial favorece la generación de entornos de carácter cooperativo-competitivo, en los cuales se impulsa el desarrollo de las redes relacionales de las empresas, y la puesta en común de una serie de recursos y capacidades complementarios en favor de 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), la cual favorece la especialización técnica de los procesos y el conocimiento, no solo de aquellas empresas dedicadas a la industria en cuestión, sino también de aquellas otras que realizan actividades complementarias (Resbeut *et al.*, 2019). En este sentido, la colaboración entre diversos agentes económicos especializados pertenecientes a un área geográfica determinada, incrementa las probabilidades de éxito de los procesos de desarrollo de innovaciones acometidos por las empresas (Porter, 1998; Asheim y Isaksen, 2002; McCann y Ortega, 2015). Además, el intercambio de conocimiento entre estos agentes especializados localizados geográficamente próximos permite evitar duplicidades en la realización de esfuerzos para el desarrollo de nuevo conocimiento e innovaciones (Wang *et al.*, 2017). En base a lo anterior, se propone la siguiente hipótesis:

H1: *El grado de aglomeración del sector influye en el desempeño innovador de las empresas*

2.2 Asociaciones de empresarios y cooperación interempresarial

De acuerdo con Mejía-Villa *et al.* (2017), la función de las asociaciones de empresarios como estimuladoras de la innovación ha sido escasamente estudiada, a pesar de las particularidades que le confieren su índole asociativa, la cual no persigue fines lucrativos, sino simplemente defender los intereses de sus asociados y favorecer su posicionamiento en el mercado, así como potenciar la difusión del conocimiento y la capacidad de innovación de su conjunto de asociados.

Las asociaciones de empresarios actúan como entidades promotoras de la innovación colaborativa (Mejía-Villa *et al.*, 2017). Se trata de organizaciones sin fines lucrativos (Dalziel, 2006) que suelen reunir, como asociados, a gran parte de los empresarios de un sector y región concretos ejerciendo, en primera instancia, un cierto grado de cohesión



entre ellos, en la medida en que su pertenencia a la asociación se debe a motivos y/o necesidades muy similares. Según Nonaka y Konno (1998), mediante la interacción continuada a diferentes niveles entre individuos, y la puesta en común de sus experiencias, conocimientos y visiones individuales en un entorno y tiempo específicos, se establecen las condiciones adecuadas para la generación de confianza, ideas y nuevo conocimiento, así como su desarrollo e integración. Ello puede favorecer la adopción de soluciones eficientes, eficaces e innovadoras a problemáticas comunes de los asociados o participantes. Según Chesbrough (2006), el desarrollo efectivo de procesos de innovación abierta requiere que los canales de comunicación funcionen de forma fluida, así como la existencia de confianza entre los diferentes individuos o agentes que intervienen en el proceso.

Al respecto, la socialización es un elemento esencial para la generación de confianza y el intercambio y combinación de ideas, información y conocimiento, especialmente de tipo tácito (Becerra *et al.*, 2008; García-Peñalvo *et al.*, 2012). Este último se encuentra arraigado en las experiencias, aspiraciones y valores de los individuos, lo cual dificulta su difusión, si bien mediante la interacción continuada entre individuos en un lugar y tiempo específicos se puede impulsar su transferencia (Nonaka y Konno, 1998).

Zeng *et al.* (2010) concluyen que diversas características de las redes relacionales establecidas por las empresas con agentes de su entorno, como la fortaleza de los vínculos, la confianza y las normas y visión compartidas, pueden influir su capacidad para desarrollar innovaciones. Las asociaciones de empresarios actúan como agentes intermediarios, que favorecen la interacción continuada entre entidades con recursos y capacidades complementarios. Así, pueden llegar a influir en la calidad y cantidad de acuerdos de cooperación establecidos por la empresa con agentes del entorno y en la transmisión de conocimiento tácito, especialmente entre aquellas entidades pertenecientes a la propia asociación. En base a lo anterior, se propone la siguiente hipótesis:

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



2.3 Aglomeración industrial, cooperación e innovación

En la actual sociedad del conocimiento, el acceso a fuentes externas de información y conocimiento valiosos resulta fundamental para la supervivencia de las empresas (Krenz *et al.*, 2014; De Silva *et al.*, 2018). De acuerdo con Audretsch *et al.* (2012), las redes colaborativas contribuyen al incremento de la competitividad de los países y regiones, a través de la puesta en común de recursos y capacidades para el desarrollo conjunto de innovaciones. Los recursos intangibles basados en el conocimiento impulsan la creación de valor por parte de las empresas (Icart y Supi, 2007), y favorecen su constante adaptación a los actuales entornos dinámicos, en los cuales resulta complejo realizar previsiones fiables (Oliva *et al.*, 2019). Esta flexibilidad facilita a su vez el acceso a nuevas tecnologías y conocimiento, así como su asimilación y explotación (Matthyssens *et al.*, 2005).

La proximidad geográfica no supone automáticamente el establecimiento de acuerdos de cooperación entre las entidades localizadas en una determinada región (Kekezi y Klaesson, 2020). El aprendizaje interorganizativo y el desarrollo conjunto de innovaciones parece requerir, además de proximidad física, de la existencia de proximidad social y cognitiva entre los agentes económicos especializados localizados geográficamente próximos, la cual les permita comunicarse de forma efectiva (Boschma, 2005). En este aspecto, la aglomeración industrial supone la existencia de un gran número de entidades que, además de estar localizadas geográficamente próximas, se encuentran especializadas en una industria principal, lo cual puede tener un impacto positivo en la proximidad social y cognitiva. Esto puede favorecer la pertenencia a determinadas redes sociales especializadas las cuales, según Algezauy y Filieri (2010), permiten a las empresas acceder a un amplio conjunto de recursos y capacidades valiosos compartidos por sus miembros, especialmente nuevo conocimiento, el cual es un factor esencial en el desarrollo de innovaciones.

De acuerdo con Waples y Friedrich (2011), la aglomeración industrial impulsa la generación de un entorno favorable para la cooperación interempresarial. La proximidad geográfica derivada de la aglomeración industrial fomenta la generación de vínculos entre agentes económicos pertenecientes a la industria de que se trate, e impulsa la fortaleza de las relaciones, la confianza, la existencia de valores compartidos, y la eficiencia y eficacia



con que se transfiere el conocimiento (Parra-Requena *et al.*, 2013; Juhász y Lengyel, 2018). Así, la interacción entre individuos derivada de la colaboración con agentes externos permite a las empresas incrementar su base de conocimiento y establecer relaciones de mutuo beneficio (Argote y Ren, 2012; Martín de Castro, 2015; Clauss y Kesting, 2017). Mediante la realización de esfuerzos constantes en este ámbito, se generan dinámicas de aprendizaje colectivo que impulsan el desarrollo de innovaciones (Formichella, 2005; McEvily y Marcus, 2005). Particularmente, la explotación efectiva de fuentes de conocimiento externas tiene un efecto positivo sobre el desempeño innovador de las empresas (Vivas y Gil, 2015).

Si bien los estudios vinculados al análisis de la denominada “Nueva Geografía Económica” aportan ciertas explicaciones teóricas al respecto (Fujita *et al.*, 1999), en la actualidad todavía existe cierta confusión al tratar de determinar cuáles son las externalidades positivas generadas por la aglomeración industrial que favorecen el desarrollo de las empresas y su desempeño innovador (De Groot *et al.*, 2016). Así, en este trabajo se propone que la cooperación es uno de los principales factores derivados de la aglomeración industrial que favorece el desempeño innovador de las empresas. En base a ello, se propone la siguiente hipótesis.

H3: *El grado de cooperación de las empresas con agentes del entorno media 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 formada por las empresas pertenecientes al sector de suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado en España (CNAE 35). De acuerdo con 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 se compone de 197 empresas del sector, localizadas en diferentes regiones del territorio nacional. Si bien este sector emplea en España únicamente a un 2% del total de trabajadores de la industria, su actividad genera un 13,3% del Valor Añadido Bruto del conjunto de la industria española, lo cual lo posiciona como el segundo sector en



importancia a nivel nacional, siendo únicamente superado por el sector de la “Alimentación, bebidas y tabaco”, además de presentar la mayor productividad media por empleado (449.800 euros), en comparación con los principales sectores de actividad ¹. En la tabla 1 se muestra la distribución de las empresas de la muestra en función al grado de aglomeración del sector en la provincia en que se localizan, en relación con la media nacional.

Tabla 1. Distribución de empresas en relación con el grado de aglomeración del sector objeto de estudio.

COEFICIENTE	GRADO DE AGLOMERACIÓN DE LA REGIÓN	Número de empresas de la muestra	Porcentaje de empresas de la muestra
Número de empleados	Superior a la media nacional	114 Empresas	57,87%
	Inferior a la media nacional	83 Empresas	42,13%
Número de empresas	Superior a la media nacional	112 Empresas	56,85%
	Inferior a la media nacional	85 Empresas	43,15%

Fuente: Elaboración propia.

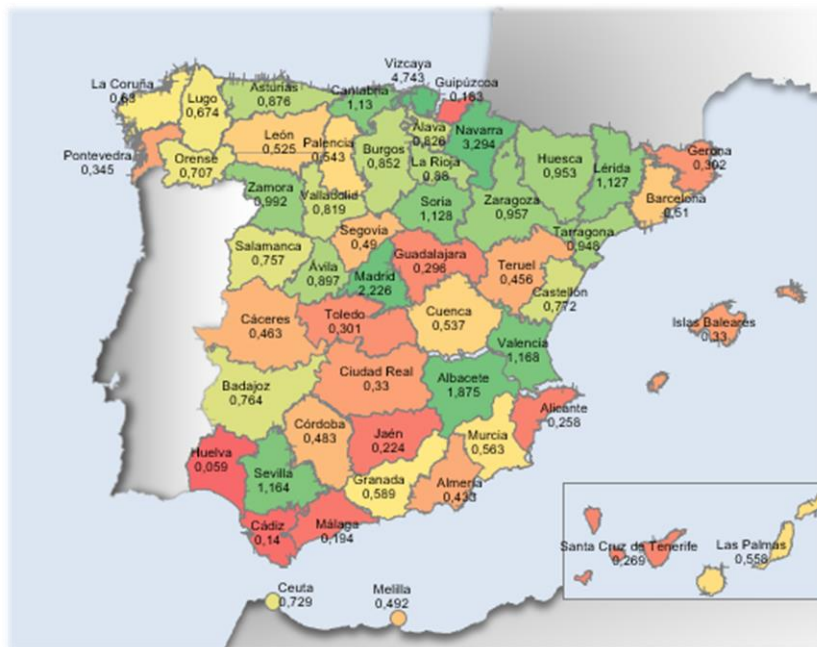
Figura 1. Mapa de España: grado de concentración de las empresas del sector a nivel provincial.



Fuente: Elaboración propia.

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

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



Fuente: Elaboración propia.

En las figuras 1 y 2 se puede observar 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 de empleo, respectivamente.

3.2 Recogida de datos y medición de las variables

Los datos utilizados para contrastar las hipótesis planteadas proceden tanto de fuentes primarias como secundarias. En relación con las primeras, los datos se han obtenido mediante el diseño y distribución de un cuestionario a las empresas de la población objeto de estudio. En total se han enviado 11.757 emails, dirigidos al personal directivo de las empresas, por considerar que poseen un conocimiento amplio del funcionamiento general de la organización, así como de sus principales órganos de decisión. Las herramientas utilizadas para el diseño y la distribución del cuestionario han sido el software “Qualtrics” y “Microsoft Outlook”, respectivamente. El proceso de distribución del cuestionario abarcó un período de 4 meses, concretamente los meses de septiembre a diciembre del ejercicio 2020 en los cuales, además del envío inicial, se realizaron varios recordatorios, así como llamadas telefónicas para animar a los participantes a colaborar con la investigación. Después de analizar cada uno de los cuestionarios recibidos para



determinar su validez estadística, y tras desechar aquellos que no se consideraron válidos (por distintas razones, como la existencia de una gran cantidad de valores perdidos, la presencia de patrones de respuesta o de un número elevado de respuestas de valor único), se consiguió reunir una muestra de 197 respuestas válidas. Hair *et al.* (2016) establece, mediante su método del “mínimo R^2 ” que, para un valor mínimo de R^2 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 las segundas, para determinar el grado de aglomeración de empresas y empleo en el sector de las distintas regiones que componen el territorio español, se ha utilizado la base de datos SABI, pues permite determinar el número exacto de empleados del sector por empresa, así como de empresas por provincia, lo cual incrementa la precisión del estudio. Debido a las peculiaridades propias de la organización territorial del territorio español, se ha optado por tomar como delimitación territorial la provincia. De este modo 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 y 13 ítems. Particularmente se han utilizado escalas validadas de 5, 4, 3 y 1 ítems para medir el desempeño innovador de producto, proceso, marketing y gestión, respectivamente, en base a 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 maneras en la literatura sobre aglomeración. Algunos estudios utilizan la densidad de empresas en cada zona geográfica específica (McCann y Folta, 2008; Kukalis, S., 2010; Diez-Vial, 2011), mientras que otros utilizan el empleo en una industria y una zona geográfica determinadas (Boix y Trullén, 2010; Marco-Lajara *et al.*, 2016). En el presente trabajo se han utilizado ambos indicadores para calcular el constructo del 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 las empresas del sector en relación con la media nacional, mediante la utilización de los siguientes coeficientes:

$$\text{Cociente de localización (empleo)} = \frac{\frac{\text{Número de empleados del sector a nivel regional}}{\text{Número total de empleados a nivel regional}}}{\frac{\text{Número de empleados del sector a nivel nacional}}{\text{Número total de empleados a nivel nacional}}}$$

$$\text{Cociente de localización (empresas)} = \frac{\frac{\text{Número de empresas del sector a nivel regional}}{\text{Número total de empresas a nivel regional}}}{\frac{\text{Número de empresas del sector a nivel nacional}}{\text{Número total de empresas a nivel nacional}}}$$

Estos coeficientes se deben interpretar del siguiente modo. Aquellas regiones que presenten un valor superior a 1, poseen un grado de concentración de empleados y/o empresas del sector superior a la media nacional. Cuanto mayor sea el valor del coeficiente, mayor es el grado de concentración existente en la región de que se trate.

Cooperación (variable mediadora): Las empresas tienen acceso a nuevo conocimiento fundamentalmente mediante su desarrollo interno o a partir 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, consecuentemente, favorece el incremento de la base de conocimiento de las empresas participantes (Marco-Lajara, 2000; Aguilar-Olaves *et al.*, 2014; González y Hurtado, 2014). De este modo, se plantea que el grado de cooperación entre las empresas y los diferentes 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 del sector y el desempeño innovador de las empresas. Esta variable se ha medido mediante una escala Likert de 7 puntos y 6 ítems, que reflejan el grado de cooperación de las empresas con diferentes tipos de empresas y entidades.

Asociación (variable antecedente): De acuerdo con Dalziel (2006), las asociaciones son entidades sin ánimo de lucro que reúnen a una proporción, normalmente elevada, de empresarios de un sector y región determinados. Estas asociaciones defienden los intereses de sus asociados, y fomentan la cooperación entre los mismos. Asimismo, la pertenencia y participación en la asociación puede favorecer la generación de relaciones de confianza entre los asociados lo cual, a su vez, puede influir en su disposición para



cooperar en una gran diversidad de áreas, 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 ha medido mediante una escala tipo Likert de 7 puntos y 3 ítems, que reflejan 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 sobre su grado de desempeño (Bleda *et al.*, 2013). Esta variable se ha medido en función del período transcurrido entre la fecha de constitución de las empresas y el año 2019. Los datos se han agrupado en 5 tramos de edad, asignándole los valores de 1 a 5, tal y como se indica a continuación: 10 años o menos (1); De 11 a 20 años (2); De 21 a 30 años (3); De 31 a 40 años (4); Más de 40 años (5).

3.3 Técnica de análisis

Para contrastar las hipótesis planteadas se utiliza la modelización de ecuaciones estructurales (SEM) y, particularmente, la técnica de análisis multivariante de segunda generación de mínimos cuadrados parciales (PLS) la cual, según Hair *et al.* (2012), ha adquirido gran relevancia en los últimos años entre los investigadores en el ámbito de la Dirección Estratégica de la Empresa. Para ello, se utiliza el software SmartPLS, versión 3.3.3 (Ringle *et al.*, 2015). De acuerdo con Hair *et al.* (2019), se trata de una técnica adecuada para la realización de análisis predictivos, especialmente en el ámbito de las ciencias sociales. Además, permite contrastar modelos de relaciones lineales entre variables, incluidas aquellas de carácter latente.

La técnica PLS-SEM utiliza la maximización de la varianza explicada de las variables observables y no observables para estimar los parámetros del modelo establecido (Roldán y Cepeda, 2019). Según estos autores, debido a lo anterior esta técnica es especialmente adecuada para la investigación en el ámbito de las Ciencias Sociales. Se ha evidenciado que el método PLS-SEM permite obtener una mayor flexibilidad y robustez que los enfoques tradicionales (Martínez y Fierro, 2018).



Particularmente, se ha optado por este método de análisis por diferentes razones. Fundamentalmente, debido a que el estudio es de carácter predictivo, por lo que es adecuado para la utilización de la técnica PLS-SEM (Henseler, 2018). Además, se trata una herramienta eficiente para la estimación de modelos complejos, que permite trabajar con muestras de tamaño relativamente reducido, y con datos que no siguen una distribución específica (Hair *et al.*, 2019). Por último, el modelo propuesto incluye variables latentes de segundo orden, y la técnica PLS permite estimar eficazmente este tipo de modelos multidimensionales (Henseler *et al.*, 2016).

4. Análisis de los datos y resultados

El modelo objeto de análisis incluye constructos multidimensionales los cuales, de acuerdo con Edwards (2001), se componen de distintas 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, las cuales serán utilizadas en el posterior análisis para modelar los constructos de segundo orden. PLS es una herramienta eficaz en la realización de este proceso (Sarstedt *et al.*, 2016). Ringle *et al.*, (2012) establece que este proceso de dos fases, comúnmente utilizado en investigación en ciencias sociales, permite establecer el constructo de segundo orden en un modo endógeno dentro del modelo estructural.

A continuación, se exponen los resultados obtenidos tras realizar la evaluación del modelo de investigación mediante PLS-SEM el cual, según Hair *et al.* (2019), debe realizarse en dos etapas, correspondiendo la primera al modelo de medida y la segunda al modelo estructural. El modelo final, tanto saturado como estimado, presentan un buen ajuste, pues tienen un valor de Standardized Root Mean Square Residual [SRMSR] de $0,057 < 0,08$ (Hu y Bentler, 1998).

4.1 Evaluación del modelo de medida

Al evaluar los modelos de medida, se deben seguir diferentes criterios en función del tipo de constructo de que se trate, formativo o reflectivo (Hair *et al.*, 2019). Para la evaluación del modelo formativo (Grado de aglomeración del sector), se ha utilizado un único ítem que representa la esencia de la variable latente que los indicadores formativos tratan de medir (Sarstedt *et al.*, 2013). También denominado “análisis de redundancia” (Chin,



1998), en este primer paso, para determinar la validez convergente del modelo, se evalúa el grado de correlación entre las diferentes medidas del mismo constructo, mediante la utilización de diferentes indicadores. Para ello, se utiliza la variable latente formativa como una variable exógena, que actúa como predictora de otro constructo endógeno que utiliza otros indicadores de carácter reflectivo.

Si bien, por regla general, no se recomienda el uso de indicadores individuales al utilizar la técnica PLS, en el caso del análisis de redundancia sí es adecuado, pues su objetivo no es capturar el contenido total del constructo, sino simplemente sus elementos fundamentales, para poseer un estándar de comparación (Hair *et al.*, 2019). Así, este ítem, denominado “PsecPIB”, indica la participación, en porcentaje, del sector objeto de estudio en el PIB a nivel provincial². De acuerdo con Hair *et al.* (2019), 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 reflectivo, toma el valor $0,916 > 0,8$, y el R^2 asciende a $0,839 > 0,5$ de modo 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 establecidos., pues 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 *bootstrapping* en modo completo y 5.000 submuestras aleatorias, se ha comprobado 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 absolutos (Cargas externas: $L1=0,828$; $L2=0,846$), lo que indica que su contribución al constructo es elevada.

Por su parte, para evaluar el modelo reflectivo se deben analizar la consistencia interna, y la validez convergente y discriminante (Hair *et al.*, 2019). De acuerdo con estos autores, en el primer caso, se utilizan fundamentalmente tres métodos: el alfa de Cronbach⁵ (α), la fiabilidad compuesta⁶ (ρ_c) y Dijkstra-Henseler's rho⁷ (ρ_A). Como se puede observar

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

³ Coeficiente de aglomeración del empleo.

⁴ Coeficiente de aglomeración de las empresas.

⁵ Tiende a subestimar la fiabilidad de la consistencia interna.

⁶ Tiende a sobreestimar la fiabilidad de la consistencia interna.

⁷ Es considerada como una medida de fiabilidad consistente.

en la tabla XX, todos los valores son significativamente superiores a 0,7 (Chin, 1998; Dijkstra y Henseler, 2015; Hair *et al.*, 2019). Para confirmar la validez convergente, la medición se realiza mediante la evaluación de la fiabilidad de los indicadores, esto es, el tamaño de las cargas externas (λ), y de la Varianza Media Extraída (AVE), que hace referencia al valor medio total de las cargas de los indicadores pertenecientes a un mismo constructo al cuadrado (Hair *et al.*, 2019). En la tabla 2, se observa que el valor de las cargas externas es superior a 0,707, y el AVE > 0,5, por lo que este criterio también se cumple (Henseler *et al.*, 2015; Hair *et al.*, 2019).

Tabla 2. Evaluación de la consistencia interna y la validez convergente.

	Alfa de Cronbach	rho_A	Fiabilidad compuesta	Varianza extraída media (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
Edad empresa	1 indicador	1 indicador	1 indicador	1 indicador
Cargas externas (λ)				
	Cooperación		Desempeño Innovador	
COOP clientes	0,859			
COOP competidores	0,787			
COOP ct	0,713			
COOP otros	0,756			
COOP proveedores	0,828			
COOP universidades	0,841			
DI gestión			0,810	
DI marketing			0,786	
DI proceso			0,857	
DI producto			0,858	

Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, para evaluar la validez discriminante se debe comprobar que cada constructo captura fenómenos distintos al resto de los que componen el modelo planteado. Tradicionalmente se han utilizado dos métodos: el análisis de las cargas cruzadas y el método de Fornell y Larcker. Si bien se ha observado el cumplimiento de ambos criterios, de acuerdo con Henseler *et al.* (2015), estos métodos presentan ciertas deficiencias que afectan a la detección de problemas de validez discriminante. Estos autores determinan que la ratio Heterotrait-Monotrait (HTMT) es una herramienta más efectiva para ello.

Según Kline (2011), el valor de la ratio HTMT debe ser inferior a 0,85. En la tabla 3 se comprueba que el modelo cumple ampliamente con este requisito.

Tabla 3. Evaluación de la validez discriminante.

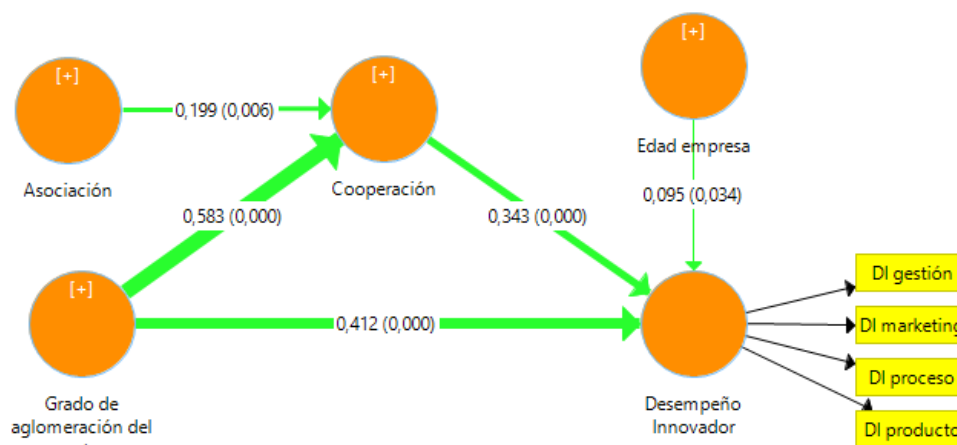
Ratio Heterotrait-Monotrait (HTMT)				
	Asociación	Cooperación	Desempeño Innovador	Edad empresa
Asociación				
Cooperación	0,631			
Desempeño Innovador	0,522	0,744		
Edad empresa	0,073	0,092	0,150	

Fuente: Elaboración propia.

4.2 Evaluación del modelo estructural

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

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



Fuente: Elaboración propia.

Para ello, según Hair *et al.* (2019) se deben analizar los siguientes elementos: nivel de significación y relevancia de las relaciones, valor de los coeficientes de determinación (R^2), colinealidad, tamaño de los efectos f^2 y la relevancia predictiva (Q^2). En la figura 1 se muestra el nomograma, donde se pueden observar los valores de R^2 y los coeficientes *path*, obtenidos al ejecutar el proceso de *bootstrapping* en modo completo y 5.000

submuestras aleatorias. En la tabla 4 se muestran todos los valores relevantes a analizar para la evaluación del modelo estructural.

Tabla 4. Evaluación del modelo estructural.

Valores VIF del modelo estructural		
	Cooperación	Desempeño Innovador
Asociación	1,851	
Cooperación		2,079
Edad empresa		1,008
Grado de aglomeración del sector	1,851	2,067
Efectos Totales		
	Cooperación	Desempeño Innovador
Asociación	0,199***	0,068***
Cooperación		0,343***
Desempeño Innovador		
Edad empresa		0,095***
Grado de aglomeración del sector	0,583***	0,612***
R cuadrado / Q cuadrado		
	Cooperación	Desempeño Innovador
R cuadrado	0,537***	0,508***
Q cuadrado	0,335	0,341
f cuadrado		
	Cooperación	Desempeño Innovador
Asociación	0,046	
Cooperación		0,115
Edad empresa		0,018
Grado de aglomeración del sector	0,397	0,167

* P-valor = 0,10 / ** P-valor = 0,05 / *** P-valor = 0,01

Fuente: Elaboración propia.

Al analizar los datos, en primer lugar, se observa la ausencia de colinealidad, pues todos los valores son menores a 3 (Hair *et al.*, 2019c). Existe un efecto directo positivo y significativo del grado de aglomeración del sector en 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” [0,200⁸, $p=0,000$]. 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 del sector” al valor de R^2

⁸ Se obtiene de la multiplicación de los valores de los coeficientes *path*: 0,583 x 0,343.



de las variables latentes endógenas “Cooperación” y “Desempeño Innovador” (f^2) es grande [0,397] y mediana [0,167], en el mismo orden, en base a los valores propuestos por Cohen (1988). Por su parte, la contribución del constructo exógeno “Cooperación” al valor de 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 de carácter moderado, [0,397 y 0,167, respectivamente], de acuerdo con los valores establecidos por Hair *et al.* (2019b). Asimismo, los datos señalan la existencia de un efecto directo y positivo de 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). En base a estos datos, se confirman las tres hipótesis planteadas.:

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

5. Conclusiones

El presente trabajo contribuye a la literatura existente sobre el análisis de las externalidades positivas derivadas de la aglomeración industrial, particularmente aquellas relacionadas con la cooperación y el desempeño innovador de las empresas. Las tres hipótesis planteadas se confirman, estableciendo así una relación positiva y significativa entre las variables del modelo propuesto. En base ellas, se establecen tres conclusiones principales. En primer lugar, las externalidades positivas derivadas de la aglomeración industrial impulsan el desempeño innovador de las empresas. En segundo lugar, la cooperación entre entidades especializadas se establece como una externalidad positiva relevante derivada de la aglomeración industrial, que tiene un efecto positivo sobre el desempeño innovador de las empresas. Finalmente, las asociaciones de empresarios



fomentan la cooperación, especialmente entre sus asociados, y actúan como una entidad de representación que facilita el establecimiento de acuerdos a nivel de superestructura.

La colaboración con agentes externos en el intercambio de conocimiento y el desarrollo de procesos de innovación colaborativa incrementa las posibilidades de obtener resultados superiores en innovación (Lazzarotti *et al.*, 2017). No obstante, las empresas deben seleccionar cuidadosamente los socios con los que cooperan, pues se trata de un elemento que influye directamente en los resultados de las alianzas (Prashant y Harbir, 2009). Al respecto, la pertenencia a una región con un elevado grado de aglomeración de un sector determinado implica un elevado grado de especialización de las empresas vinculadas (Resbeut *et al.*, 2019). De este modo, la aglomeración industrial deriva en la existencia de entidades especializadas localizadas geográficamente próximas, lo que se traduce en la disposición de socios potencialmente valiosos con los cuales establecer acuerdos de cooperación. Además, las asociaciones de empresarios juegan un papel de intermediación que favorece la cooperación a diferentes niveles. En este contexto, la interacción continuada con agentes especializados en la industria impulsa el desempeño innovador de las empresas (Howell, 2020).

Los resultados obtenidos en el presente estudio resaltan la importancia de la localización y la cooperación como impulsores del desempeño innovador de las empresas. El entorno en el que estas se ubican puede suponer oportunidades potenciales de acceso a fuentes potenciales de recursos y capacidades valiosos, especialmente nuevo conocimiento. Así, a pesar de la globalización y el desarrollo acelerado de las TIC acaecidos en las últimas décadas y, especialmente, en los últimos años, existen ciertos elementos asociados a la proximidad geográfica y cognitiva que favorecen la transferencia efectiva de conocimiento y el desempeño innovador de las empresas. Debido a ello, resulta necesario continuar profundizando en el estudio de la aglomeración industrial como herramienta de desarrollo económico y competitividad de las regiones.

En relación con las limitaciones del trabajo, cabría destacar el enfoque eminentemente externo del estudio. Así, en futuros trabajos sería interesante incorporar la influencia de los factores internos de las empresas en el estudio de los elementos determinantes de su desempeño innovador. Particularmente, sería interesante la incorporación de la capacidad de absorción de las empresas que, de acuerdo con Najafi-Tavani *et al.* (2018) determina



en gran medida el grado en que las empresas se benefician de la colaboración con agentes externos.

Referencias:

- Aguilar-Olaves, G., Herrera, L. & Clemenza, C. (2014). Capacidad de absorción: aproximaciones teóricas y empíricas para el sector servicio. *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.
- Algezauí, 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.
- 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.
- Diez-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). La evolución del concepto de innovación y su relación con el desarrollo. *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. (2019). *Manual de partial least squares structural equation modeling (pls-sem)*. España: 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*. 8^a 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). *El gobierno del factor humano*. 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.
- 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.
- Lazarotti, 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). *La cooperación entre empresas en el tejido industrial de la provincia de Alicante: un análisis a partir del modelo de la dirección estratégica (Doctoral dissertation)*. Alicante, ES: Universidad de 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.
- 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 Ávila, M., & Fierro Moreno, E. (2018). Aplicación de la técnica PLS-SEM en la gestión del conocimiento: un enfoque técnico práctico. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 8(16), 130-164.
- Matthyssens, P., Pauwels, P. & Vandembemt, 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). Las asociaciones empresariales como comunidades de innovación colaborativa: desarrollo de un modelo teórico. *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). *Análisis del proceso de capacidad de absorción en las asociaciones empresariales como intermediarias de innovación. Workingpaper*. Navarra, ES: Universidad de Navarra.



- 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.
- 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). *Modelos de Ecuaciones Estructurales basados en la Varianza: Partial Least Squares (PLS) para Investigadores en Ciencias Sociales*. Sevilla, ES: Universidad de Sevilla.
- 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.