

**Capacidad de absorción de conocimiento y articulación  
productiva en la industria del Partido de General  
Pueyrredon**

**Tesina de grado**

Licenciatura en Economía

**Dante Lauda**

Mar del Plata, Argentina

2025

**Capacidad de absorción de conocimiento y articulación productiva en la  
industria del Partido de General Pueyrredon**

Autor: Dante Lauda

Directora: Mg. Natacha Liseras

Co-Director: Dr. Fernando Graña

Comité Evaluador: Dra. Daniela Calá

Mg. José Castro

## Contenido

<b>Resumen</b> .....	<b>4</b>
<b>Palabras clave</b> .....	<b>4</b>
<b>Abstract</b> .....	<b>5</b>
<b>Key words</b> .....	<b>5</b>
<b>Introducción</b> .....	<b>6</b>
<b>Marco Teórico</b> .....	<b>8</b>
Concepto y medición de capacidad de absorción .....	8
Concepto de clúster .....	13
Articulación productiva y capacidad de absorción .....	16
Hipótesis .....	21
<b>Descripción de la industria metalmecánica</b> .....	<b>22</b>
<b>Metodología</b> .....	<b>26</b>
Fuente de datos .....	26
Técnicas de análisis.....	27
Definición de las variables .....	35
<b>Resultados</b> .....	<b>43</b>
Industria metalmecánica del Partido de General Pueyrredon .....	43
Análisis de la muestra.....	47
Indicadores de capacidad de absorción.....	53
Análisis econométrico .....	59
<b>Reflexiones finales</b> .....	<b>65</b>
<b>Referencias bibliográficas</b> .....	<b>67</b>
<b>Anexos</b> .....	<b>81</b>
Anexo I: Variable de capacidad de absorción (promedio ponderado) .....	81
Anexo II: <i>Script</i> de R.....	83

## **Resumen**

El objetivo general de la presente investigación es determinar la existencia de articulaciones productivas inter e intra clúster en la industria del Partido de General Pueyrredon (PGP) y analizar su relación con la capacidad de absorción de conocimiento de las empresas locales. El diseño de investigación es cuantitativo y de alcance explicativo. La fuente de datos es una encuesta realizada a 244 empresas industriales del PGP durante el año 2023. En primer lugar, se analiza la asociación entre las características de las empresas y su articulación en el entramado productivo local mediante un análisis bivariado. En segundo lugar, se construye un indicador multidimensional de la capacidad de absorción de las firmas a partir de promedios ponderados y un análisis factorial confirmatorio. Finalmente, se realiza un análisis econométrico para estimar si las empresas articuladas en el entramado productivo local presentan una capacidad de absorción superior a aquellas que no. Los resultados indican que las empresas que articulan en el entramado productivo difieren en sus características principales de aquellas que no lo hacen, y que la capacidad de absorción es mayor para las firmas más articuladas.

## **Palabras clave**

Capacidades dinámicas – Capacidad de absorción – Articulación productiva – Análisis factorial confirmatorio – Análisis econométrico

## **Abstract**

The main purpose of this research is to analyze the existence of inter and intra cluster productive relationships within the industry of Partido de General Pueyrredon (PGP) and their association with the absorptive capacity of local firms. We use a quantitative and explanatory research design to a sample of 244 industrial firms, surveyed during 2023. First, the association between firm's characteristics and their participation in local productive network is analyzed through a bivariate analysis. Second, a multidimensional indicator of firms' absorptive capacity is constructed using weighted averages and confirmatory factor analysis. Finally, an econometric analysis is performed to estimate whether firms integrated into the local productive network exhibit higher absorptive capacity than those that are not. The results show that firms related to the productive network differ in key characteristics from those that are not and that their absorptive capacity is higher.

## **Key words**

Dynamic Capabilities – Absorptive Capacity – Productive relationships – Confirmatory Factor Analysis – Econometric analysis

## Introducción

La perspectiva de las capacidades dinámicas sostiene que el desarrollo de la capacidad de absorción de conocimiento (CA) por parte de la firma resulta fundamental para sostener sus ventajas competitivas a lo largo del tiempo (Teece et al., 1997). Este concepto, introducido por Cohen y Levinthal (1989), indica que la habilidad de una empresa de adquirir, asimilar, transformar y explotar el conocimiento externo es esencial para garantizar su adaptación en entornos cambiantes. De esta manera, las empresas deben generar flujos de conocimiento tanto internos como externos para potenciar su desempeño competitivo.

En un territorio, las articulaciones que tienen lugar entre proveedores y clientes locales -consideradas inter clúster si éstos pertenecen a distintas industrias o intra clúster si pertenecen a una misma-, generan una red de información y conocimiento que fluye dentro del entramado productivo. Estos vínculos, basados en el aprendizaje y la confianza mutua, estimulan el desarrollo de la CA de las firmas. La circulación de conocimiento en una proximidad geográfica potencia esta capacidad dinámica, favoreciendo la supervivencia de las empresas en el mercado, especialmente en el caso de las más pequeñas, jóvenes y familiares. Además, los parques industriales generan un entorno propicio para ampliar los beneficios derivados de la articulación productiva.

No obstante, la relación entre la articulación productiva y la CA de las firmas ha sido poco abordada de manera empírica. La mayoría de los estudios previos se han enfocado principalmente en la relación entre la interacción entre proveedores y clientes dentro de un clúster y el desempeño competitivo de las firmas, mostrando, en algunos casos, cómo la CA actúa como un factor mediador en esta relación. En el caso de la industria del Partido de General Pueyrredon (PGP), aunque se han analizado las características de las empresas que se articulan de manera inter e intra clúster (Liseras et al., 2022), la

relación entre dichos conceptos no ha sido explorada. En este sentido, la presente investigación representa un aporte distintivo dentro de este campo de estudio.

En esta tesina, la articulación se medirá a partir de una variable binaria que indica si la firma posee proveedores locales pertenecientes a la industria metalmeccánica del PGP, la cual cumple un rol fundamental en la articulación productiva y ocupa un lugar importante en el entramado productivo local.

Respecto de la CA, no existe consenso acerca de cómo medirla cuantitativamente. En tanto varios autores la han operacionalizado empleando variables proxy -tales como la inversión en actividades de investigación y desarrollo (I+D) o el nivel de calificación de los ocupados de la firma-, otros estudios han propuesto la construcción de un instrumento multidimensional que permita reflejar su complejidad. Esta investigación propone dos metodologías diferentes para cuantificar la CA de la firma, haciendo un aporte novedoso para el caso de las firmas del PGP.

De este modo, el objetivo general de la presente investigación, de carácter cuantitativo y alcance explicativo, es determinar la existencia de articulaciones productivas inter e intra clúster en la industria del PGP y analizar su relación con la CA de las empresas locales. Los objetivos específicos propuestos son los siguientes: (1) analizar si existen características distintivas entre las empresas articuladas en el entramado productivo local; (2) construir un indicador multidimensional que permita cuantificar la CA de las firmas; y (3) analizar si la CA difiere entre las empresas que articulan o no dentro del entramado productivo local.

El contenido de esta investigación se organiza de la siguiente manera. En primer lugar, se expone el marco teórico del cual derivan las hipótesis a contrastar. En segundo lugar, se describe la importancia de la industria metalmeccánica dentro del entramado productivo. Luego, se presentan los aspectos metodológicos y el análisis de los resultados, culminando con las reflexiones finales del estudio.

## **Marco Teórico**

En esta sección se desarrolla el marco teórico relacionado con la temática en estudio. En primer lugar, se analiza el concepto de capacidad de absorción de conocimiento dentro del enfoque de las capacidades dinámicas, junto con una revisión de los antecedentes empíricos sobre su medición. Luego, se aborda la conceptualización del clúster industrial dentro de la literatura económica. A continuación, se examina la relación entre la articulación productiva inter e intra clúster y la capacidad de absorción de conocimiento de las firmas. Finalmente, se presentan las hipótesis de trabajo.

### **Concepto y medición de capacidad de absorción**

Dentro de la Teoría de la Firma, el enfoque basado en los recursos (Penrose, 1959; Barney, 1991) describe a la empresa como un conjunto de recursos, tanto tangibles como intangibles, distribuidos de manera heterogénea entre ellas. Estas diferencias perduran en el tiempo y permiten obtener ventajas competitivas, es decir, cualquier atributo que una empresa adquiere o implementa con el fin de destacarse de su competencia, e incluso, reducir o eliminar esta última (Porter, 1990). Sin embargo, los principales postulados de esta teoría no logran explicar completamente por qué algunas firmas obtienen mejores resultados en condiciones de constante cambio e incertidumbre (Eisenhardt y Martin, 2000).

Así, surge el enfoque de las capacidades dinámicas de Teece et al. (1997), quienes las definen como *“la habilidad de la empresa de integrar, construir y reconfigurar competencias internas y externas para responder rápidamente a los cambios en el ambiente”* (Teece et al., 1997: 516). Estas se distinguen de las capacidades ordinarias, las cuales representan un conjunto de acciones repetitivas que le permiten a la empresa lograr resultados específicos a partir de la combinación de ocupados calificados, instalaciones y equipos, procesos y rutinas, y coordinación administrativa (Teece, 2017).

A pesar de que las capacidades ordinarias pueden garantizar el desempeño de la firma en el corto plazo, las mismas dejan de ser suficientes para asegurar su supervivencia a medida que los entornos competitivos se modifican. En contraste, el desarrollo de capacidades dinámicas permite sostener las ventajas competitivas en el tiempo y, con ello, la continuidad de la empresa en el largo plazo (Michaelis et al., 2021)

Dentro la literatura económica, la capacidad de absorción (CA) se presenta como una de las principales capacidades dinámicas de la firma. Cohen y Levinthal (1989) introdujeron por primera vez el concepto de CA, definiéndola como la habilidad de adquirir conocimiento externo mediante procesos de identificación, asimilación y explotación. Según estos autores, la misma resulta fundamental para garantizar la competitividad de las firmas, ya que impulsa la generación de conocimiento novedoso que enriquece su acervo actual. Además, sostienen que la inversión de la empresa en actividades de investigación y desarrollo (I+D) estimula el perfeccionamiento de la CA.

En un trabajo posterior, Cohen y Levinthal (1990) amplían el concepto de CA como la habilidad de la empresa para valorar, asimilar y aplicar conocimiento externo con fines comerciales. Desde esta nueva perspectiva, la CA no depende únicamente de la inversión en I+D, sino también de las interacciones con el entorno, la estrategia empresarial, la estructura y cultura organizacionales, así como de las competencias y habilidades de los miembros de la firma (Camisón y Forés, 2009; Rotundo y Arias, 2018).

Zahra y George (2002) presentan una alternativa al modelo planteado por Cohen y Levinthal, según la cual la CA se compone de cuatro dimensiones clave. La primera es la *capacidad de adquisición*, la cual se refiere a la habilidad de una empresa de reconocer, evaluar y obtener conocimiento externo esencial para el desarrollo de sus actividades. Esto implica perfeccionar los métodos de búsqueda y apoyarse en

competencias interpersonales para captar conocimiento relevante de especialistas externos (Benhayoun et al., 2020).

La segunda es la *capacidad de asimilación*, que denota la aptitud de una empresa para analizar, comprender y gestionar la información adquirida del entorno. Para que el conocimiento externo sea beneficioso, sus miembros deben primero interpretarlo y comprenderlo antes de incorporarlo a las rutinas (Jimenez-Barrionuevo et al., 2010).

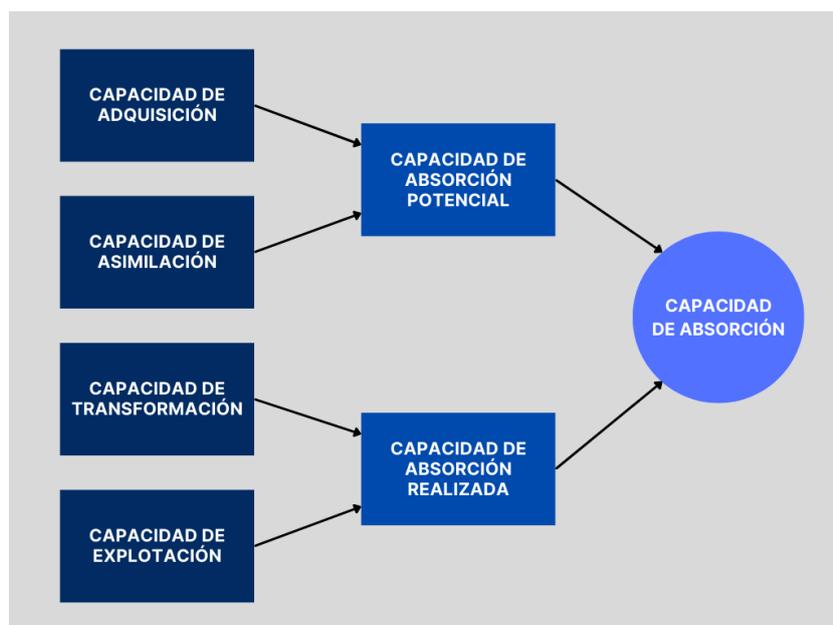
La tercera dimensión es la *capacidad de transformación*, que se refiere a la habilidad de la empresa para ajustar y mejorar sus rutinas y procesos internos, permitiendo que el conocimiento ya existente se combine con el nuevo. El proceso implica añadir o eliminar conocimiento, o incluso reinterpretarlo de una forma distinta. Esta capacidad facilita el alineamiento del conocimiento con las realidades y expectativas de la firma.

Por último, la *capacidad de explotación* se centra en la habilidad de la empresa de mejorar, expandir y utilizar sus competencias existentes y generar nuevas mediante la aplicación del conocimiento adquirido, asimilado y transformado en sus operaciones. En este sentido, la explotación del conocimiento conduce a la creación y perfeccionamiento de productos, sistemas, procesos y nuevas estructuras organizativas.

Los citados autores sostienen que estas cuatro dimensiones se potencian entre sí para desarrollar la CA. Sin embargo, también argumentan que, aunque las firmas pueden adquirir y asimilar conocimiento, no siempre tienen la capacidad de transformarlo y explotarlo en beneficio propio. Por ello, agrupan a las cuatro dimensiones en dos categorías: la capacidad de absorción potencial (CAP) y la capacidad de absorción realizada (CAR) (Figura N°1). La primera se refiere a los procesos mediante los cuales una empresa puede absorber conocimientos externos, abarcando tanto la adquisición como la asimilación, aunque no garantiza automáticamente su transformación y explotación. Por su parte, la segunda categoría se centra en los procesos que aplican el conocimiento externo para satisfacer las necesidades de la empresa, utilizando

habilidades de transformación y explotación. Esto sugiere que la CAP y la CAR se complementan, y las sinergias derivadas de su integración generan resultados que superan los beneficios de cada dimensión por separado (Kohlbacher et al., 2013). Además, se destaca que la CAP actúa como una herramienta para adquirir y asimilar conocimiento, pero permanece inactiva hasta que surja una necesidad real que justifique su activación, momento en el cual se convierte en CAR (Cassol et al., 2016; Lane et al., 2006).

**Figura N°1: Dimensiones de la capacidad de absorción**



*Fuente: Elaboración propia en base a Camisón y Forés (2009).*

En este sentido, Zahra y George (2002) surgieron que estas cuatro dimensiones configuran a la CA en una capacidad dinámica que permite a la empresa desarrollar y aplicar el conocimiento necesario para reconfigurar sus capacidades ordinarias, afrontando así contextos volátiles con mayor eficacia y potenciando sus ventajas competitivas. Cuando una empresa es capaz de analizar y mejorar su CA, su base de conocimiento se renueva. De este modo, las firmas con alta CA pueden responder con mayor eficacia a las demandas de los clientes con productos nuevos o adaptados, además de mejorar sus rutinas y prácticas de gestión, lo que a su vez fortalece su

desempeño competitivo (Martinez-Sanchez y Lahoz-Leo, 2018; Rotundo y Arias, 2018; Engelman et al., 2017).

Con respecto a la medición de la CA, no existe un consenso establecido sobre cómo operacionalizarla. Siguiendo el enfoque de Cohen y Levinthal (1989), muchos estudios sobre la CA recurren frecuentemente a la utilización de variables proxy relacionadas con la inversión en I+D (Caloghirou et al., 2002; Escribano et al., 2008; George et al., 2001; Martinez-Sanchez et al., 2019; Oltra y Flor, 2003; Petroni y Panciroli, 2002; Stock et al., 2001; Tsai, 2001; Ukpabio et al., 2016). Otra variable proxy utilizada con frecuencia es el nivel de calificación de los ocupados de la firma (Arbussà y Coenders 2007; Cadiz et al. 2009; Caloghirou et al. 2002; Escribano et al., 2008; Martinez-Sanchez et al, 2019; Muscio 2007; Ukpabio et al. 2016).

Sin embargo, este enfoque unidimensional de medición de CA no es adecuado para reflejar de manera exhaustiva la complejidad que la caracteriza (Harris y Yan, 2018; Lane et al., 2006). En este sentido, otras investigaciones han optado por operacionalizar la CA mediante instrumentos multidimensionales (Bedoya-Villa et al., 2023; Benhayoun et al., 2020; Cadiz et al., 2009; Camisón y Forés, 2009; Campo y Ayala, 2014; Chandrashekar y Hillemane, 2017; Chauvet, 2014; Dabic et al., 2019; Elizalde-Bobadilla et al., 2019; Engelman et al., 2017; Expósito-Langa et al., 2011; Flatten et al., 2011; González-Sánchez et al., 2020; Harrinton y Guimaraes, 2004; Jansen et al., 2005; Jimenez-Barrionuevo et al., 2010; Kastelli et al., 2022; Kohlbacher et al., 2013; Martinez-Sanchez y Lahoz-Leo, 2018; Nagati y Rebolledo, 2012; Nieto y Quevedo, 2004; Olea-Miranda et al., 2016; Phuong et al., 2022; Soo et al., 2007; Tu et al., 2005; Zapata-Cantu et al., 2020). Las variables utilizadas para construir estos instrumentos se detallan en la Metodología (Ver Tabla N°4).

## Concepto de clúster

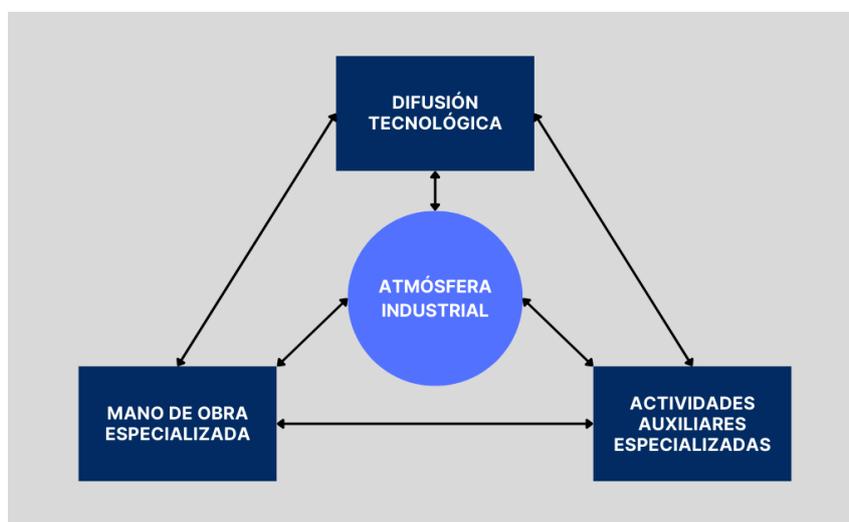
Las primeras nociones de lo que hoy se conoce como clúster remontan al análisis de los distritos industriales británicos de mediados del siglo XIX expuesto por Marshall (1890). Durante la Revolución Industrial, el crecimiento de la demanda y la disponibilidad inmediata de mano de obra calificada impulsó el establecimiento de nuevas empresas en estos distritos, muchas veces creadas por los propios trabajadores de las fábricas. A su vez, su continua expansión estimuló la inversión en infraestructura, la especialización productiva y la comercialización de la producción (Lazonick, 2006). En este contexto, Marshall (1890) caracterizó a la concentración geográfica de pequeñas y similares empresas como una tríada de economías de escala externas: mano de obra capacitada, actividades auxiliares especializadas, y difusión de tecnología.

En contraposición a las economías de escala internas donde la variación de costos medios se logra a partir cambios en el ritmo de producción de la empresa, las economías de escala externas se obtienen a partir de la división del trabajo entre las firmas que integran el distrito, por lo que las empresas se vuelven más productivas, y el distrito, más eficiente (Silberston, 1972; Asheim, 1996). La cercanía entre las empresas y los trabajadores posibilita una alineación más precisa entre los perfiles profesionales y los requerimientos de los puestos de trabajo, así como la proximidad geográfica de las firmas y sus proveedores especializados permite una mayor coordinación, flexibilidad y eficiencia, fortaleciendo así la aglomeración industrial (Rosenthal y Strange, 2004; Krugman, 1992).

Además de las economías externas, existen diversos factores de índole social y cultural, tales como las costumbres empresariales, los vínculos comunitarios y el contexto institucional, que influyen en la dinámica del distrito industrial (Feser, 1998). Marshall (1919) sostenía que la aglomeración de empresas induce una “atmósfera industrial” (Figura N°2), que propicia la existencia de recursos intangibles basados en la

información y el aprendizaje compartidos. Una vez que el proceso de especialización se encuentre arraigado, la experiencia y la confianza mutua estimularán la innovación tecnológica y su difusión dentro y entre las firmas (Martin y Sunley, 2003; Asheim, 1996; Kukalis, 2009; Molina-Morales, 2001; Giuliani, 2005; Gennero et al., 2009).

**Figura N°2: Distrito industrial marshalliano**



*Fuente: Elaboración propia en base a Martin y Sunley (2003).*

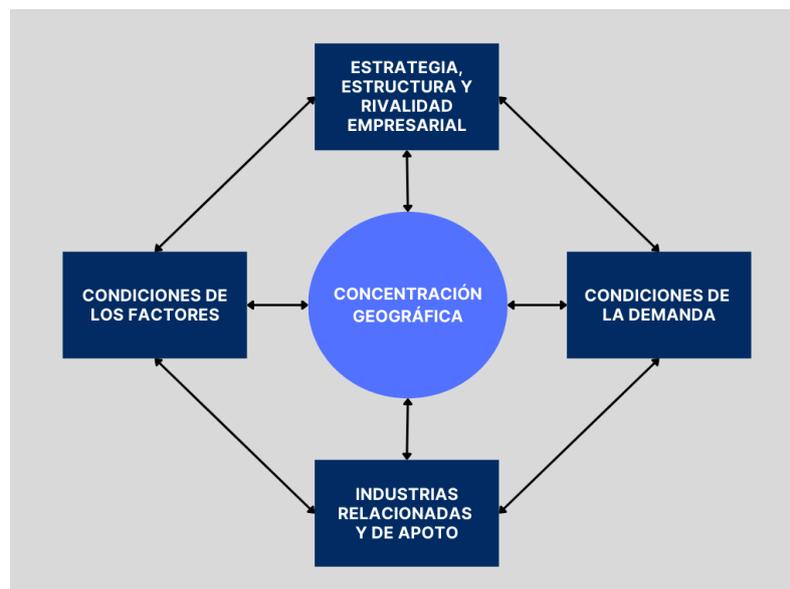
A partir del análisis de los distritos industriales, se han planteado y debatido distintas definiciones de clúster (Mauro y Graña, 2011; Martin y Sunley, 2003; Garnica y Rivero, 2009; Sarmiento del Valle, 2017). Sin embargo, la conceptualización de los clústeres propuesta por Porter (1990) se ha convertido en la más relevante dentro de la literatura económica. El autor los define como “...concentraciones geográficas de empresas interconectadas, productores especializados, proveedores de servicios, firmas en industrias relacionadas e instituciones vinculadas (...) en un campo particular, que compiten pero que también cooperan” (Porter, 2000:15).

Siguiendo esta idea, un clúster presenta dos dimensiones fundamentales: la geográfica y la relacional (Jankowska et al., 2017). Las empresas de un mismo sector deben encontrarse en una proximidad geográfica, y, a su vez, deben estar vinculadas con otras

empresas, ya sea vertical (proveedores) u horizontalmente (competidores), o con instituciones locales (Martin y Sunley, 2003; Asheim, 1996; Giuliani, 2005).

Porter (1990), a partir del análisis de diferentes distritos industriales, desarrolló el “diamante competitivo” con el objetivo de modelar el efecto de la localización geográfica en la competitividad de las firmas a partir de cuatro componentes (Figura N°3). Por un lado, las *condiciones de los factores* hacen referencia al acceso a los recursos y capacidades indispensables para el funcionamiento de las empresas. Los mismos incluyen recursos humanos, recursos naturales, capital financiero, conocimiento e infraestructura. Por otro lado, las *condiciones de la demanda* aluden a las características del mercado local y a las exigencias de los consumidores en torno al precio y la calidad de los productos. Además, la presencia de *industrias relacionadas y de apoyo* da lugar a la cooperación entre empresas en términos verticales. Por último, la *estrategia, estructura y rivalidad empresarial* engloba regulaciones, incentivos y criterios que definen el carácter y la magnitud de la competencia en el entorno local.

**Figura N°3: Diamante competitivo de Porter**



*Fuente: Elaboración propia en base a Martin y Sunley (2003).*

Dichos componentes constituyen un sistema que promueve un ambiente donde interactúan los elementos necesarios para desarrollar y mantener las ventajas competitivas de las firmas: recursos y capacidades para competir en una industria, información y conocimiento que oriente a cómo aplicar estos recursos, y estímulos para invertir e innovar. En síntesis, el "diamante competitivo" impulsa el desarrollo del clúster, mientras que el clúster representa la materialización territorial del "diamante competitivo" (Porter, 2000; Martin y Sunley, 2003; Feser, 1998; Kukalis, 2009).

### **Articulación productiva y capacidad de absorción**

Dentro del entramado productivo de un territorio, las articulaciones entre proveedores y clientes locales que se desarrollan entre firmas pertenecientes a un mismo (intra clúster) o a diferentes (inter clúster) sectores, desempeñan un papel fundamental en el logro de una mayor eficiencia y flexibilidad en la producción y distribución de bienes (Susanto, 2021). Las interacciones dentro y entre los clústeres permiten a las empresas acceder a proveedores especializados, lo que facilita acortar los plazos de entrega de materias primas e insumos, minimizar la acumulación de inventarios, agilizar la comunicación y optimizar la prestación de servicios auxiliares. Se reducen, también, los costos de transacción relacionados a la búsqueda de precios, la negociación con proveedores y el seguimiento de contratos (Porter, 1998).

En este contexto, el intercambio constante entre proveedores y clientes tiende a generar un flujo de información que promueve un ambiente basado en el aprendizaje mutuo (Franco y Esteves, 2020; Molina-Morales, 2001; Oprime et al., 2011). Siguiendo la teoría evolucionista de la firma (Nelson y Winter, 1985), el aprendizaje es un proceso dinámico y acumulativo, que se desarrolla de manera gradual y sistémica. A través de la repetición y la resolución de problemas, las capacidades de la firma se perfeccionan constantemente. De esta manera, las empresas suelen adoptar procedimientos y rutinas predefinidos en la búsqueda de posibles soluciones. Estos esquemas se fundamentan

en estrategias que han demostrado ser más eficientes en el pasado y se perpetúan en la medida en que continúan siendo funcionales a los objetivos de la empresa. En este sentido, la firma es *path-dependent* (dependiente de la trayectoria), dado que existe una continuidad evolutiva entre las prácticas y rutinas del presente, el pasado y el futuro (Coriat y Weinstein, 2011; Hodgson, 1998; Maskell y Malmberg, 1999).

Entonces, teniendo en cuenta que el aprendizaje se desarrolla a través de procesos de interacción y socialización, las conexiones reiteradas, la comunicación continua y las experiencias conjuntas entre las firmas resultan favorables para potenciar la creación de conocimiento (Parrili y Sacchetti, 2008; Gennero et al., 2009). La cultura local, con sus valores, normas y códigos compartidos, actúa como un marco de referencia común que facilita la transferencia de conocimiento. En el contexto del clúster, la proximidad geográfica refuerza los lazos sociales y permite que el conocimiento fluya entre las firmas (Franco y Esteves, 2020; Maskell y Malmberg, 1999).

El conocimiento adquirido, especialmente el tácito, se materializa en las habilidades y aptitudes de los individuos, se incorpora a los procedimientos y rutinas de trabajo de las firmas y, a nivel clúster, contribuye a la creación de nuevas prácticas de aprendizaje colectivo (Betim et al., 2019; Li y Geng, 2012). Este tipo de conocimiento, expresado a través de la acumulación de experiencia y las habilidades comunicativas, se encuentra implícito en las rutinas y posibilita la resolución de problemas concretos. El mismo difiere del conocimiento codificado, el cual se formaliza utilizando manuales de procedimiento, métodos científicos y datos numéricos (Cohendet y Meyer-Krahmer, 2001).

Entonces, el conocimiento tácito se convierte en un recurso estratégico dentro y entre los clústeres, en tanto el aprendizaje colaborativo potencia la CA de las firmas, dado que se requiere de conocimiento complejo para poder desarrollarla (Lai et al., 2014; Parrili y Sacchetti, 2008; Sacchetti, 2009; Maskell y Malmberg, 1999). La cercanía de las interacciones que una empresa mantiene con proveedores o clientes fortalece su

capacidad para adquirir y asimilar conocimiento externo, a la vez que estimula la creación y perfeccionamiento de rutinas internas adecuadas que impulsen las capacidades de transformación y explotación (Camisón y Forés, 2010; Camisón y Villar-López, 2011).

Además, la integración estrecha entre las empresas de un clúster facilita la detección temprana de las tendencias del mercado y el desarrollo de productos personalizados (Oprime et al., 2011). De esta manera, las articulaciones productivas inter e intra clúster pueden evolucionar hacia interdependencias tecnológicas cada vez más sofisticadas, lo que conlleva a una mayor integración entre los actores económicos y a una creciente relevancia del conocimiento tácito (Kay et al., 2016). En cambio, el aislamiento de la firma dentro del entramado productivo puede llevar a una disminución de su CA, lo que dificulta la adaptación a las nuevas demandas del mercado, y, por ende, deteriora su competitividad (Boschma, 2005; Franco y Esteves, 2020).

La confianza mutua se presenta tanto como una causa como una consecuencia de la articulación productiva inter e intra clúster. La misma es una condición necesaria para el desarrollo de estos vínculos, ya sean formales e informales, dado que reduce la incertidumbre. Una vez establecida la confianza mutua, las firmas presentan una mayor disposición a compartir recursos, al disminuir la percepción de riesgo de ser engañadas (Jankowska et al., 2017; Molina-Morales y Martínez-Fernández, 2003). En este sentido, la confianza se convierte en un elemento esencial en la formación de redes de conocimiento, el desarrollo de capacidades colectivas y la generación de una dinámica colaborativa beneficiosa para las firmas (Wu et al., 2010).

En este contexto, la articulación productiva permite a las pequeñas y medianas empresas (PYMES) compensar las limitaciones inherentes a su tamaño, superando lo que se denomina *liability of smallness* (desventaja de la pequeñez) (Aldrich y Auster, 1986). Este concepto sugiere que la falta de recursos financieros, la escasez de

ocupados especializados y la complejidad en la gestión de regulaciones estatales, entre otros factores, se presentan como desventajas que enfrentan este tipo de empresas con respecto a las de mayor tamaño (Ulvenblad y Barth, 2021; Vakulenko, 2020). Además, la ausencia de procedimientos y estructuras dedicadas a la gestión de la información y el conocimiento, junto con la dependencia de unos pocos individuos, limita la capacidad de las PYMES para aprovechar al máximo oportunidades externas y desarrollar su CA (Knoben et al., 2015; Camisón y Forés, 2010).

Así, las interacciones dentro del entramado productivo local conectan a las PYMES con nuevas fuentes de conocimiento (Lan y Zhangliu, 2012). Dada la importancia de las relaciones cercanas y la eficiencia de las cadenas de suministro locales, es probable que las PYMES consideren más valiosas las transferencias de conocimiento provenientes de sus proveedores y clientes locales que las de aquellos ubicados a mayor distancia. Esto les permite fortalecer su CA mediante un proceso de aprendizaje conjunto (Audretsch et al., 2023).

Además, la articulación productiva contribuye a la supervivencia de las empresas más jóvenes. La falta de una sólida reputación y apoyo de otros actores provoca que las empresas emergentes presenten mayores dificultades a la hora de obtener los recursos y capacidades necesarios para garantizar su permanencia en el mercado, fenómeno también conocido como *liability of newness* (desventaja de la novedad) (Stinchcombe, 1965). Frente a estas limitaciones, es esperable que las empresas más jóvenes opten por vincularse con firmas locales, lo que favorece su integración en el entramado productivo y genera oportunidades de aprendizaje colaborativo. Esta red de vínculos facilita el acceso a información y conocimiento, lo cual les permite adaptarse a los cambios del entorno y desarrollar su CA (Laursen et al., 2015; Takeda et al., 2008).

Por otro lado, las empresas familiares presentan dificultades en cuanto al desarrollo de sus capacidades dinámicas. La resistencia a la delegación de la toma de decisiones, los

problemas en la gestión de la firma y la escasa inversión en incorporación de nuevas tecnologías son algunos de los factores que explican esta limitación (Carney et al., 2017). Sin embargo, suelen estar más articuladas en el entramado productivo local y a los conocimientos y rutinas que de ella derivan. Su estrecho vínculo con el territorio y su inserción en el contexto local les permiten aprovechar de manera diferencial las ventajas de interactuar con proveedores y clientes locales, las cuales son potenciadas mediante procesos de aprendizaje y socialización. Esta mayor vinculación facilita la explotación del conocimiento y los recursos locales, fortaleciendo su CA (Mendes et al. 2023; Pucci et al., 2017; Ghinoi et al., 2023).

Asimismo, las empresas localizadas en un parque industrial suelen estar más articuladas en el entramado productivo. A diferencia de un clúster, el parque industrial es un espacio territorial destinado específicamente al desarrollo de distintas actividades industriales, con acceso integrado a redes de transporte y servicios complementarios (Walcott, 2020). Los parques industriales refuerzan la aglomeración geográfica de las firmas, fomentando redes de vínculos que facilitan la generación de conocimiento colectivo mediante mecanismos de transferencia tecnológica y aprendizaje mutuo (Chuang, et al. 2016). Las interacciones entre las empresas dentro del parque industrial, junto con el apoyo de instituciones locales, promueven el desarrollo de actividades de innovación e I+D, lo que, a su vez, fortalece las capacidades dinámicas de las firmas (Huang et al, 2012; Díez-Vial y Fernández-Olmos, 2015; Anic y Corrocher; 2022). En síntesis, los parques industriales amplifican los beneficios de la articulación productiva.

En cuanto a la evidencia empírica, Liseras et al. (2022), a partir de un análisis multivariado, identificaron las características de las empresas que poseen proveedores locales en los sectores metalmecánico, plástico y químico dentro del Partido de General Pueyrredon (PGP). A partir de este análisis, basado en una encuesta realizada a empresas ubicadas en el Parque Industrial Mar del Plata - Batán (PIMDQ) en el año 2020, concluyeron que las empresas que menos articuladas en el entramado productivo

local son pequeñas, jóvenes, no exportan, no certifican normas de calidad y tampoco desarrollan programas de mejora continua. En cambio, aquellas que se relacionan con proveedores locales son medianas, de mayor antigüedad, exportadoras, certifican normas de calidad y aplican métodos de mejora continua.

Si bien la literatura previa se ha enfocado principalmente en examinar las dinámicas intra clúster y su impacto en el desempeño competitivo de las firmas (Adebowale y Oyeyinka, 2012; Hsu et al., 2014; Lai et al., 2014; Oyeyinka, 2005; Propis, 2002; Zhang y Li, 2008), mostrando en ciertos casos el rol mediador de la CA (Expósito-Langa et al., 2011; Kohlbacher et al., 2013; Zapata-Cantu et al., 2020), el análisis empírico de la articulación inter clúster es limitado. En este sentido, la presente investigación se convierte en un aporte significativo en cuanto a la comparación cuantitativa de la CA entre las empresas que articulan con el entramado productivo y las que no lo hacen.

### **Hipótesis**

En base a lo planteado previamente, las hipótesis a contrastar son las siguientes:

- 1) Las empresas industriales del PGP que articulan con el entramado productivo local poseen características que las distinguen del resto.
- 2) Las empresas industriales del PGP que articulan con el entramado productivo local presentan una mayor CA.

## **Descripción de la industria metalmecánica**

Dado que en esta investigación se operacionalizará la articulación entre empresas según posean o no proveedores locales de la industria metalmecánica, en esta sección se comentarán las principales características del mismo y por qué resulta una industria relevante en el entramado productivo de un territorio.

La industria metalmecánica comprende un conjunto diverso de procesos industriales que emplean, en diferentes proporciones, insumos provenientes de la siderurgia y otros metales para fabricar una amplia gama de productos indispensables para el desarrollo de distintas actividades económicas. Dicha industria, principal productora de bienes de capital, integra múltiples cadenas de valor al proporcionar insumos y productos finales para la producción y el consumo. En este sentido, la metalmecánica se presenta como la industria manufacturera con la gama más extensa y variada de productos y con mayor vinculación con los demás sectores productivos (Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación, 2019; Grasso et al., 2010; Unión Industrial Argentina, 2008).

Esta se distingue de otros sectores dada su capacidad de atenuar la restricción externa, difundir del cambio tecnológico, articular el entramado productivo y crear puestos de trabajo. Su trayectoria define la dinámica y la dirección del cambio estructural de la economía, a la vez que resulta fundamental para poder sobrellevar las fluctuaciones cíclicas sin depender de las importaciones de insumos y bienes de capital. Por estos motivos, se la suele considerar una “industria industrializante” (Peirano et al., 2017; Grasso et al, 2010; Unión Industrial Argentina, 2008).

Además, la industria metalmecánica se caracteriza por su capacidad de absorción de competencias tecnológicas, lo cual genera un efecto derrame hacia sus proveedores. Al producir bienes de capital, las empresas del sector influyen directamente en la cadena productiva de sus clientes, independientemente de la rama a la que estos últimos pertenezcan. De igual manera, responder a las demandas de los clientes a menudo

requiere atravesar fronteras técnicas, por lo que las firmas del sector se ven impulsadas a mejorar sus procesos y productos, que, con frecuencia, se transforman en innovaciones tecnológicas de uso general. De este modo, las innovaciones de la industria metalmecánica se difunden a toda la economía de una manera más extensa en comparación a otros sectores de actividad (Peirano et al., 2017; Grasso y Kossakoff, 2016; Grasso et al., 2010).

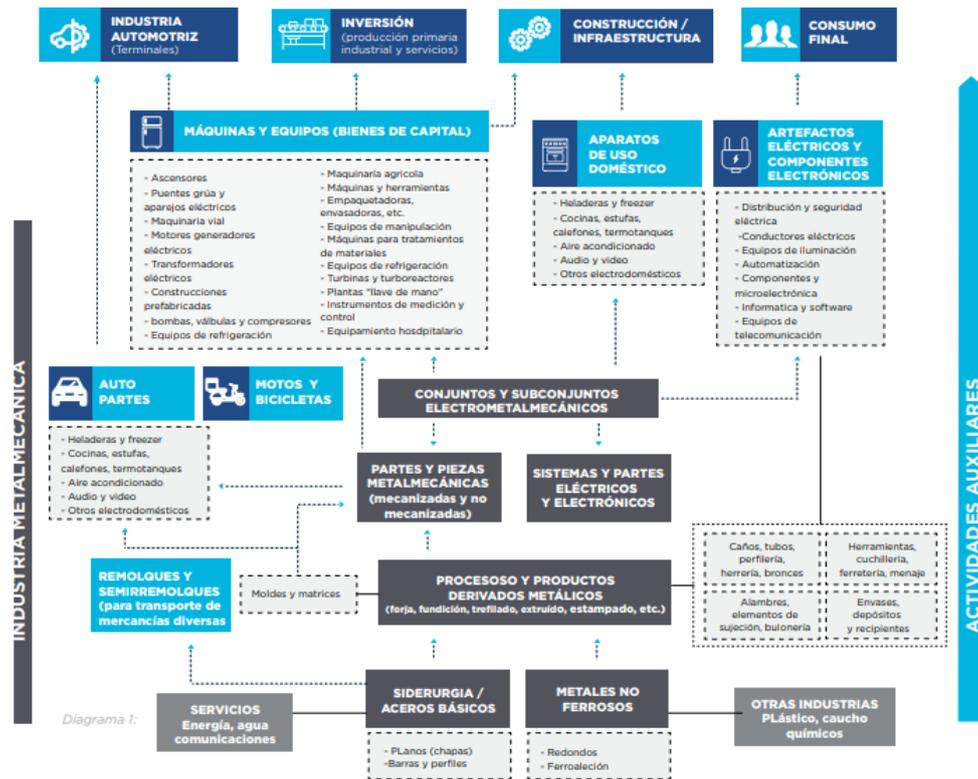
De igual manera, la importancia de la industria metalmecánica radica también en las oportunidades de vinculación inter e intra clúster que tienen lugar dentro del entramado productivo (Graña, 2002). Teniendo en cuenta que la elevada complejidad de los procesos requeridos para la fabricación de bienes de capital exige una sofisticada red de vínculos, dicho sector impulsa la integración de las cadenas de valor promoviendo así la transmisión de conocimiento en colaboración con universidades e instituciones públicas y privadas (Peirano et al., 2017; Unión Industrial Argentina, 2008). La red de interrelaciones en la cadena de valor metalmecánica propicia un entorno de aprendizaje colaborativo, estimulando la productividad y la eficiencia, lo cual redundará en una mayor competitividad para toda la economía (Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas, 2016).

Además, la industria metalmecánica desempeña un rol fundamental en la configuración del mercado laboral y en la determinación de las competencias profesionales requeridas (Busquet y Consentino, 2023; Grasso y Kossakoff, 2016). Por ende, la misma presenta un impacto significativo en la creación de puestos de trabajo, demandando la participación de una gran variedad de especialistas tales como operarios, mecánicos, técnicos, herreros, soldadores, electricistas, torneros e ingenieros (Unión Industrial Argentina, 2008; Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas, 2016).

Siguiendo la Figura N°4, las primeras etapas de la cadena de valor de la industria metalmecánica incluyen la transformación de hierro, acero y metales no ferrosos para

la obtención de productos terminados, ya sea para consumo final (herramientas, cuchillería, envases, menaje, por ejemplo), para uso industrial (moldes y matrices) o para el sector de la construcción (caños, tubos, perfiles de obra, herrería, bronces, entre otros).

**Figura N°4: Cadena de valor de la industria metalmeccánica**



*Fuente: Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación (2019).*

Los siguientes eslabones de la cadena de valor se relacionan con la fabricación de componentes de diversa complejidad, los cuales usualmente requieren la integración de contenidos tecnológicos mediante algún proceso de mecanizado. Durante esta etapa se producen tanto partes y piezas metalmeccánicas (válvulas, cilindros, rodamientos, engranajes y otros) como elementos eléctricos y electrónicos (transformadores, sistemas hidráulicos y neumáticos, motores, componentes electrónicos de automatización, módulos mecánicos o eléctricos, por ejemplo). Estos últimos son suministrados ya sea de manera directa o mediante un proceso intermedio de ensamblaje electromecánico, especialmente en el caso de las autopartes.

Por último, las etapas finales de la cadena engloban los procesos de soldadura, pintura, armado, integración de componentes, ensamblado y embalaje. Los mismos resultan en la producción de bienes diferentes entre sí y que presentan un alto agregado de valor. Por un lado, se producen bienes de capital, tales como ascensores, maquinaria vial, motores y generadores, construcciones prefabricadas, equipos de refrigeración, maquinaria agrícola, máquinas y herramientas, equipos de transporte, además de otras maquinarias y equipos. Por otra parte, se elaboran aparatos de uso doméstico: heladeras, cocinas, estufas, aires acondicionados, dispositivos de audio y video, y otros electrodomésticos. Durante esta etapa también se confeccionan artefactos eléctricos y componentes electrónicos, que engloban conductores eléctricos, módulos de iluminación, microcomponentes y equipos de informática y telecomunicación, entre otros. Además, en esta fase se establece una conexión más directa con el consumidor final, a través de servicios de atención al cliente, que abarcan el mantenimiento y/o la reparación de dichos bienes.

De esta manera, la industria metalmeccánica comprende las siguientes divisiones de la Clasificación Internacional Industrial Uniforme (CIIU) rev. 3:

- Fabricación de metales comunes (27)
- Fabricación de productos elaborados de metal, excepto maquinaria y equipo (28)
- Fabricación de maquinaria y equipo n.c.p. (29)
- Fabricación de maquinaria y aparatos eléctricos n.c.p. (31)
- Fabricación de equipo y aparatos de radio, televisión y comunicaciones (32)
- Fabricación de vehículos automotores, remolques y semirremolques (34)
- Fabricación de otros tipos de equipo de transporte (35).

En la sección de Resultados se describe la composición interna de la industria metalmeccánica del Partido de General Pueyrredon (PGP).

## **Metodología**

En esta sección se presenta la metodología empleada durante la investigación. Primero, se describe la fuente de datos utilizada. Luego, se explican las técnicas de análisis. Finalmente, se detallan las variables seleccionadas.

### **Fuente de datos**

Las fuentes de datos utilizadas en la investigación son de naturaleza secundaria. Con el propósito de describir la composición interna de la industria manufacturera, se consultó el Mapa Productivo Local del Partido de General Pueyrredon (PGP). Se trata de un barrido de empresas industriales realizado en 2018 con el objetivo de construir un marco muestral actualizado, donde se detectaron 498 empresas industriales con más de 5 ocupados radicadas en el PGP (Graña et al., 2019).

En la instancia de análisis, se utilizaron datos provenientes de una encuesta presencial realizada por el Grupo de Análisis Industrial de la Facultad de Ciencias Económicas y Sociales (FCEyS) de la Universidad Nacional de Mar del Plata (UNMDP) durante los meses de abril y noviembre del año 2023. La misma contó con la participación de 261 empresas industriales y de Software y Servicios Informáticos (SSI) radicadas en el PGP y con más de 5 ocupados. El diseño muestral fue estratificado por rama de actividad, con inclusión forzosa de empresas de mayor tamaño y selección aleatoria de las restantes. Las mismas fueron seleccionadas a partir del marco muestral conformado en el Mapa Productivo del PGP, ampliado y actualizado por altas y bajas con listados de Cámaras Empresariales, la Secretaría de Desarrollo Productivo e Innovación de la Municipalidad de General Pueyrredon y la Secretaría de Vinculación de la FCEyS. De esta manera, los datos expandidos representan a un conjunto de 600 empresas industriales con más 5 ocupados del PGP (Liseras et al., 2024). No obstante, dado que la temática abordada en la presente investigación hace referencia a industrias

manufactureras, se excluyeron del análisis a las empresas de SSI y la muestra a analizar quedó conformada por 244 empresas.

La encuesta se estructuró en 12 bloques temáticos, con el objetivo de cuantificar las características estructurales, el desempeño competitivo, el comportamiento estratégico, las demandas laborales y las expectativas futuras de las firmas industriales del PGP (Liseras et al., 2024). El bloque de interés para la investigación es el referido a las decisiones de adquisición de materias primas e insumos, a partir del cual se identificaron a aquellas firmas que se articulan con la industria metalmecánica del PGP.

### **Técnicas de análisis**

Con el propósito de describir las empresas que conforman la muestra (Objetivo Específico N°1), se realiza un análisis univariado de las frecuencias observadas de las variables. El mismo se complementa con un análisis bivariado basado en la elaboración de tablas de contingencia. En un análisis a dos vías de clasificación, considerando a  $X$ , una variable con  $I$  categorías, e  $Y$ , otra variable con  $J$  categorías, la tabla presenta una dimensión  $I \times J$ . Las frecuencias observadas de cada celda  $ij$  se denotan  $n_{ij}$ ; mientras que las frecuencias esperadas se representan como  $\mu_{ij}$ . Asimismo, las frecuencias marginales correspondientes a la categoría  $I$  de la variable  $X$  y a la categoría  $J$  de la variable  $Y$ , se presentan como  $n_{i+}$  (total fila) y  $n_{+j}$  (total columna), respectivamente (Agresti, 2007).

Para poder contrastar la existencia de asociación entre las variables analizadas, se lleva adelante la prueba de Chi-Cuadrado de Pearson. El estadístico de prueba se calcula a partir de las diferencias entre las frecuencias observadas en la tabla de contingencia y las frecuencias esperadas bajo la hipótesis nula de independencia entre las variables. Luego, se compara el valor  $p$  correspondiente con el nivel de significación elegido,

rechazando la hipótesis nula si el primero es menor. El estadístico de prueba se obtiene del siguiente modo:

$$\chi^2 = \sum \frac{(n_{ij} - \mu_{ij})^2}{\mu_{ij}} \sim \chi^2_{(I-1)(J-1)}$$

donde  $\mu_{ij} = (n_{i+}n_{+j})/n$ .

Por su parte, los residuos estandarizados corregidos permiten comparar, celda por celda, los valores observados y esperados, y así lograr comprender la asociación entre categorías de las variables. Bajo la hipótesis nula de independencia entre las variables, la distribución de los residuos estandarizados corregidos es la normal estándar. De esta manera, los residuos que presenten un valor mayor a 2 evidencian la presencia de más casos dentro de esa celda que los esperados si las variables fuesen independientes. Los mismos se calculan de la siguiente manera:

$$R_{ij} = \frac{n_{ij} - \mu_{ij}}{\sqrt{\mu_{ij} \left(1 - \frac{n_{i+}}{n}\right) \left(1 - \frac{n_{+j}}{n}\right)}} \sim N(0,1)$$

En cuanto a la construcción de un indicador multidimensional representativo de la capacidad de absorción de conocimiento (CA) (Objetivo Específico N°2), se seleccionan 22 variables binarias, clasificadas según las dimensiones propuestas por Zahra y George (2002). A partir de estas variables, se estiman las cuatro dimensiones utilizando dos metodologías diferentes: promedios ponderados y análisis factorial confirmatorio. Posteriormente, en ambos casos, se calcula la capacidad de absorción potencial (CAP) como el promedio simple entre la capacidad de adquisición y la capacidad de asimilación, y la capacidad de absorción realizada (CAR) como el promedio entre la capacidad de transformación y la capacidad de explotación. Finalmente, la CA se obtiene promediando la CAP y la CAR.

La primera metodología a emplear es el promedio ponderado de las variables. Las ponderaciones se asignan en función de la relevancia de cada variable. De esta manera, dado que las variables seleccionadas son binarias, la CA obtenida toma valores continuos entre 0 y 1. Es importante señalar que un valor cero no representa ausencia de CA, sino el puntaje más bajo factible, así como un valor de uno no refleja el nivel máximo de CA, sino el mayor puntaje posible en los datos analizados (Olea-Miranda et al., 2016).

La segunda metodología a aplicar para medir la CA es el análisis factorial confirmatorio (AFC). Este método permite evaluar en qué medida una estructura teórica de variables observadas (indicadores) representan un número menor de variables latentes (factores). Es una extensión del análisis factorial exploratorio (AFE), pero con la diferencia de que en el AFC el investigador debe especificar todos los aspectos del modelo antes de que se computen los resultados (Brown, 2006; Hair et al., 1998; Li, 2015; Beauducel y Hilger, 2016).

En un AFC, la relación entre los indicadores y los factores se modela de la siguiente manera:

$$y = \Lambda\eta + \varepsilon$$

donde  $y$  es un vector de  $p$  indicadores,  $\eta$  es un vector de  $q$  factores,  $\Lambda$  es una matriz  $p \times q$  de cargas factoriales y  $\varepsilon$  un vector de  $p$  errores de medición. La matriz de varianzas y covarianzas resulta:

$$\Sigma = \Lambda\Psi\Lambda' + \Theta_{\varepsilon}$$

donde  $\Sigma$  es la matriz de varianzas y covarianzas de los indicadores ( $p \times p$ ),  $\Psi$  es la matriz de varianzas y covarianzas entre los factores ( $q \times q$ ), y  $\Theta_{\varepsilon}$  la matriz de varianzas y covarianzas de los errores ( $p \times p$ ).

El objetivo del AFC es obtener estimaciones de los parámetros del modelo (cargas factoriales, varianzas y covarianzas de los factores y de los errores) de manera tal que la matriz  $\Sigma$  estimada se asemeje lo más posible a la matriz de varianzas y covarianzas de los indicadores muestrales ( $S$ ). Para minimizar las diferencias entre  $\Sigma$  y  $S$ , se emplea una función de ajuste, que varía dependiendo del método de estimación seleccionado.

En el caso de variables categóricas, el método de estimación recomendado es Mínimos Cuadrados Ponderados Ajustados por la Media y la Varianza (WLSMV). Esto se debe a que WLSMV no hace suposiciones sobre la distribución de los indicadores. En cambio, se asume que los factores siguen una distribución normal. La función de ajuste del WLSMV es la siguiente:

$$F_{WLSMV} = (s - \sigma)' W_D (s - \sigma)$$

donde  $s$  es el vector de elementos observados,  $\sigma$  es el vector de elementos estimados, y  $W_D$  es la diagonal de la matriz de ponderaciones.

Finalmente, los valores estimados de los factores, también conocidos como *factor scores* (puntuaciones factoriales), se calculan de la siguiente manera:

$$\hat{\eta} = \Psi \Lambda' \Sigma^{-1} y$$

Para evaluar la bondad del ajuste en el AFC, se utiliza inicialmente el estadístico Chi-cuadrado, cuya hipótesis nula establece que no existen diferencias significativas entre  $\Sigma$  y  $S$ . Sin embargo, el estadístico Chi-cuadrado ha sido criticado, ya que en muestras grandes tiende a detectar discrepancias mínimas como estadísticamente significativas, lo que puede llevar al rechazo del modelo incluso cuando su ajuste sea adecuado. Por esta razón, se complementa el análisis con otros indicadores para obtener una evaluación más robusta.

Por un lado, el Chi-cuadrado normalizado se emplea para reducir la sensibilidad al tamaño de la muestra y evaluar el ajuste de un modelo de forma más equilibrada. Un valor menor a 2 se considera indicativo de un ajuste adecuado del modelo. Se calcula como el cociente entre el estadístico Chi-cuadrado ( $\chi^2$ ) y los grados de libertad ( $gl$ ) del modelo.

Por otro lado, el índice SRMR (Residuo Medio Raíz Estandarizado) mide la discrepancia promedio entre las correlaciones observadas y las estimadas por el modelo. Asimismo, el índice RMSEA (Error Cuadrático Medio de Aproximación) evalúa el grado de aproximación del modelo a los datos de la población, penalizando por la complejidad del modelo. Ambos índices deben ser menores a 0.08 para reflejar un ajuste aceptable. Sus fórmulas de cálculo son:

$$SRMR = \sqrt{\frac{\alpha}{p(p+1)/2}}$$

$$RMSEA = \sqrt{\frac{(\chi^2 - gl)(n-1)}{gl}}$$

donde  $\alpha$  representa la sumatoria de los elementos de la matriz de correlación,  $p$  la cantidad de variables observadas y  $n$  el tamaño de la muestra.

Además, un valor del Índice de Ajuste Comparativo (CFI) y del Índice de Tucker-Lewis (TLI) superiores a 0.95 reflejan un ajuste adecuado de los datos. Estos indicadores evalúan el ajuste del modelo teórico no restringido en comparación con un modelo restringido que supone la ausencia de relaciones entre las variables. A diferencia del CFI, el TLI penaliza la complejidad del modelo. Se obtienen de la siguiente forma:

$$CFI = 1 - \frac{(\chi_R^2/gl_R)}{(\chi_{NR}^2/gl_{NR})}$$

$$TLI = \frac{(\chi_R^2 / gl_R) / (\chi_{NR}^2 / gl_{NR})}{(\chi_{NR}^2 / gl_{NR}) - 1}$$

donde  $\chi_R^2$  y  $\chi_{NR}^2$  son los valores del Chi-cuadrado para los modelos restringido y no restringido, y  $gl_R$  y  $gl_{NR}$  son sus grados de libertad correspondientes.

Para examinar la validez de los factores estimados, se calculan las cargas factoriales estandarizadas y los índices de fiabilidad. Las primeras permiten observar el grado de asociación entre cada indicador y su factor correspondiente. Cuando estas cargas son altas (superiores a 0.5), se concluye que los indicadores están fuertemente relacionados con el factor, lo que refuerza la validez del modelo de medición. Las cargas factoriales estandarizadas se calculan de la siguiente manera:

$$L = \frac{\lambda \sigma_\eta}{\sigma_y}$$

donde  $\lambda$  es la carga factorial del indicador, y  $\sigma_\eta$  y  $\sigma_y$  son el desvío estándar correspondiente al factor y al indicador.

Los índices de fiabilidad se calculan a nivel individual y conjunto. Los individuales se obtienen elevando al cuadrado las cargas factoriales estandarizadas y representan la proporción de varianza del indicador que es explicada por el factor. Se espera que alcancen un valor mínimo de 0.5 para considerar adecuada la fiabilidad individual.

Por su parte, los indicadores de fiabilidad conjunta (CR) evalúan la consistencia interna del conjunto de indicadores que conforman el factor. Un valor de CR mayor a 0.6 manifiesta que los indicadores reflejan consistentemente el mismo factor. Se estima a partir de la sumatoria de las cargas factoriales elevada al cuadrado y la sumatoria de la varianza residual de los indicadores ( $\delta$ ):

$$CR = \frac{(\sum L_i)^2}{(\sum L_i)^2 + \sum \delta}$$

Para comprobar formalmente si las variables de CA obtenidas por ambos métodos siguen una distribución normal, se utiliza la prueba de Kolmogorov-Smirnov, cuya hipótesis nula establece que los datos se ajustan a la distribución teórica especificada. El estadístico de la prueba es el valor máximo de la desviación entre las frecuencias acumuladas observadas y esperadas bajo la distribución teórica (Levin y Rubin, 2004).

Por último, con el propósito de analizar la relación entre la articulación productiva y la CA (Objetivo Específico N°3), se estiman modelos de regresión lineales. Los coeficientes se calculan aplicando el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Este minimiza la sumatoria de los residuos del modelo elevados al cuadrado, es decir, las diferencias entre los valores observados y estimados. Bajo los supuestos de Gauss-Markov <sup>1</sup>, los coeficientes estimados por MCO son ELIO (Estimadores Lineales Insesgados Óptimos), lo que significa que son los mejores estimadores dentro del conjunto de estimadores lineales e insesgados (Wooldridge, 2010).

Cuando no se cumple el supuesto de homocedasticidad (varianza de los errores constante), los coeficientes MCO siguen siendo insesgados, pero pierden la propiedad de eficiencia. Para evaluar la presencia de homocedasticidad en el modelo, se aplica la prueba de Breusch-Pagan. En esta prueba, se realiza una regresión auxiliar donde los residuos al cuadrado del modelo original se utilizan como variable dependiente, mientras que las variables explicativas originales son los regresores. Si se rechaza la hipótesis nula de homocedasticidad, se emplean errores estándar robustos para poder realizar inferencia estadística.

---

<sup>1</sup> Los supuestos de Gauss-Markov son: (i) linealidad en los parámetros; (ii) muestreo aleatorio; (iii) media condicionada nula; (iv) ausencia de colinealidad perfecta; (v) homocedasticidad.

Para lograr una interpretación más adecuada de los coeficientes, la variable de CA se estandariza restándole su media y dividiéndola por su desvío estándar. De esta manera, cada coeficiente se interpreta como el cambio esperado en promedio en desvíos estándar de la variable dependiente, asociado a una categoría específica, con respecto a la categoría base.

La bondad de ajuste del modelo se mide mediante el coeficiente de determinación  $R^2$ , que indica el porcentaje de la variabilidad muestral de la variable dependiente explicado por el modelo. El coeficiente se calcula de la siguiente manera:

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2}$$

donde  $Y_i$  son los valores observados de la variable dependiente,  $\hat{Y}_i$  sus valores estimados, e  $\bar{Y}$  su media.

Sin embargo,  $R^2$  es una medida monótona creciente, lo que implica que su valor nunca disminuye al incorporar nuevos regresores, incluso si estos no son significativos. Por ello, se utiliza preferentemente la versión ajustada por grados de libertad, que penaliza el número de regresores:

$$R_{ajustado}^2 = 1 - \left( \frac{n-1}{n-k-1} \right) (1 - R^2)$$

donde  $n$  es la cantidad de observaciones, y  $k$  la cantidad de regresores.

Para evaluar la significatividad global del modelo, se realiza una prueba  $F$  de significatividad conjunta. La hipótesis nula plantea que ninguno de los regresores tiene un efecto significativo sobre la variable dependiente, es decir, que el modelo no varía respecto a uno nulo (sin regresores). El estadístico  $F$  se calcula como:

$$F_{\text{observado}} = \frac{R^2/k}{(1 - R^2)/(n - k - 1)} \sim F_{k, n-k-1}$$

## Definición de las variables

En la Tabla N°1 se detallan las variables utilizadas en el análisis, indicando su definición operativa y categorías.

**Tabla N°1: Variables a utilizar en la caracterización de las empresas**

Variable	Definición operativa	Categorías
<b>Articulación productiva</b>	Indica si la empresa posee proveedores de la industria metalmecánica del PGP	Articula
		No articula
<b>Rama Industrial</b>	Indica la rama industrial a la cual pertenece la empresa	Metalmecánica
		Alimenticia pesquera
		Alimenticia no pesquera
		Textil y confecciones
		Madera y muebles
		Papel e imprenta
		Química, caucho y plástico
		Otras industrias
<b>Tamaño</b>	Indica el estrato de ocupación al cual pertenece la empresa	Microempresa (5 a 15 ocupados)
		Pequeña (6 a 60 ocupados)
		Mediana o Grande (más de 61 ocupados)
<b>Antigüedad</b>	Indica la antigüedad de la empresa	Joven (hasta 15 años)
		Madura (15 a 30 años)
		Antigua (más de 30 años)
<b>Empresa familiar</b>	Indica si la empresa es de gestión familiar	Familiar
		No familiar

<b>Parque Industrial</b>	Indica si la empresa pertenece al Parque Industrial Mar del Plata – Batán (PIMDQ)	Pertenece
		No Pertenece
<b>Grupo económico</b>	Indica si la empresa pertenece a un grupo económico	Pertenece
		No pertenece
<b>Cantidad de plantas</b>	Indica si la empresa posee una o más plantas productivas	Uniplanta
		Multiplanta

*Fuente: Elaboración propia.*

Las empresas se agrupan por rama industrial (Tabla N°2) considerando las divisiones que conforman la Sección D (Industrias manufactureras) de la Clasificación Internacional Industrial Uniforme Revisión 3 (CIIU rev.3).

**Tabla N°2: Categorías de Rama industrial**

<b>Rama industrial</b>	<b>División CIIU rev. 3</b>
<b>Metalmecánica</b>	27, 28, 29, 31, 32, 34 y 35
<b>Alimenticia pesquera</b>	1512
<b>Alimenticia no pesquera</b>	15
<b>Textil y confecciones</b>	17, 18 y 19
<b>Madera y muebles</b>	20 y 3610
<b>Papel e imprenta</b>	21 y 22
<b>Química, caucho y plástico</b>	24 y 25
<b>Otras industrias</b>	16, 23, 26, 30, 33, 36 y 37

*Fuente: Elaboración propia.*

A su vez, las empresas que conforman la industria metalmecánica se clasifican en segmentos de acuerdo a las divisiones de la CIIU rev. 3 (Tabla N°3).

**Tabla N°3: Categorías de Segmento metalmecánico**

<b>Segmento metalmecánico</b>	<b>División CIU rev. 3</b>
<b>Productos de metal</b>	27 y 28
<b>Maquinaria y equipo</b>	29
<b>Aparatos eléctricos y otros equipos</b>	31 y 32
<b>Automotores, partes y embarcaciones</b>	34 y 35

*Fuente: Elaboración propia.*

En la Tabla N°4 se exponen las variables que se utilizan en la construcción de un indicador multidimensional que permita medir la CA. En la misma se incluye, para cada variable, la dimensión asignada siguiendo el modelo de Zahra y George (2002), su definición operativa, sus categorías y un listado de referencias bibliográficas en donde esa variable ha sido utilizada para cuantificar la CA.

**Tabla N°4: Variables a utilizar en la medición de la CA**

Dimensión	Variable	Definición Operativa	Categorías	Referencias
Capacidad de adquisición	Universidades nacionales	Indica si la empresa se vincula con universidades nacionales	Se vincula	Aguilar et al. (2014); Arbussà y Coenders (2007); Bedoya-Villa et al. (2023); Caloghirou et al. (2002); Camisón y Forés (2009); Campo y Ayala (2014); Chandrashekar y Hillemane (2017); Dabic et al. (2019); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Expósito-Langa et al. (2011); Flatten et al. (2011); González-Sánchez et al. (2020); Kohlbacher et al. (2013); Mangematin y Nesta (1999); Martínez-Sánchez et al. (2019); Murovec y Prodan (2009); Nieto y Quevedo (2004); Phuong et al. (2022); Ukpabio et al. (2016); Vera-Jurado et al. (2008).
			No se vincula	
	Universidades privadas	Indica si la empresa se vincula con universidades privadas	Se vincula	
			No se vincula	
	INTI / INTA / INIDEP	Indica si la empresa se vincula con INTI, INTA o INIDEP	Se vincula	
			No se vincula	
	Centros tecnológicos / Laboratorios	Indica si la empresa se vincula con centros tecnológicos o laboratorios	Se vincula	
			No se vincula	
	Otras empresas	Indica si la empresa se vincula con otras empresas	Se vincula	
			No se vincula	

	<b>Institutos de formación técnica</b>	Indica si la empresa se vincula con institutos de formación técnica	Se vincula	Aguilar et al. (2014); Caloghirou et al. (2002); Camisón y Forés (2009); Chandrashekar y Hillemane (2017); Martinez-Sanchez et al. (2019).
			No se vincula	
	<b>Consultoría externa</b>	Indica si la empresa contrató consultoría externa en los últimos tres años	Contrata	Aguilar et al. (2014); Benhayoun et al. (2020); Campo y Ayala (2014); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Flatten et al. (2011); Jansen et al. (2005); Kohlbacher et al. (2013); Martinez-Sanchez et al. (2019); Nieto y Quevedo (2004); Olea-Miranda et al. (2016); Ukpabio et al. (2016).
			No contrata	
<b>Capacidad de asimilación</b>	<b>Ocupados calificados</b>	Indica si la empresa posee ocupados con educación terciaria, técnica o universitaria	Posee	Arbussà y Coenders (2007); Cadiz et al. (2009); Caloghirou et al. (2002); Camisón y Forés (2009); Chandrashekar y Hillemane (2017); Chauvet (2015); Dabic et al. (2019); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Engelman et al. (2017); Escribano et al. (2008); Expósito-Langa et al. (2011); Flatten et al. (2011); González-Sánchez et al. (2020); Harrinton y Guimaraes (2004); Hervas-Oliver et al. (2012); Jansen et al. (2005); Kastelli et al. (2022); Liao et al. (2007); Mangematin y Nesta (1999); Martinez-Sanchez et al. (2019); Martinez-Sanchez y Lahoz-Leo (2018); Muscio (2007); Nieto y Quevedo (2004); Olea-Miranda et al. (2016); Phuong et al. (2022); Soo et al. (2007); Tu et al. (2005); Ukpabio et al. (2016); Zapata-Cantu et al. (2020).
			No posee	
	<b>Capacitaciones</b>	Indica si la empresa desarrolló actividades de capacitación al personal durante el último año	Capacita	Bedoya-Villa et al. (2023); Caloghirou et al. (2002); Campo y Ayala (2014); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Escribano et al. (2008); Flatten et al. (2011); Harrinton y Guimaraes (2004); Kastelli et al. (2022); Liao et al. (2007); Martinez-Sanchez et al. (2019); Muscio (2007); Nagati y Rebolledo (2012); Nieto y Quevedo (2004); Petroni y Panciroli (2002); Soo et al. (2007).
			No capacita	

	<b>Bienes de capital</b>	Indica si la empresa realizó inversiones destinadas a la adquisición de bienes de capital	Invierte	Elizalde-Bobadilla et al. (2019); González-Sánchez et al. (2020); Martínez-Sánchez et al. (2019); Ukpabio et al. (2016).
			No invierte	
	<b>Software y hardware</b>	Indica si la empresa realiza inversiones destinadas a la adquisición de software y/o hardware	Invierte	González-Sánchez et al. (2020); Ukpabio et al. (2016).
			No invierte	
<b>Capacidad de transformación</b>	<b>I+D</b>	Indica si la empresa realiza inversiones destinadas a actividades de investigación y desarrollo (I+D)	Invierte	Aguilar et al. (2014); Bedoya-Villa et al. (2023); Caloghirou et al. (2002); Campo y Ayala (2014); Chandrashekar y Hillemane (2017); Cohen y Levintal (1990); Escribano et al. (2008); Expósito-Langa et al. (2011); George et al. (2001); Mangematin y Nesta (1999); Martínez-Sánchez et al. (2019); Nieto y Quevedo (2004); Oltra y Flor (2003); Petroni y Panciroli (2002); Stock et al. (2001); Tsai (2001); Tu et al. (2005); Ukpabio et al. (2016).
			No invierte	
	<b>Diseño industrial e ingeniería</b>	Indica si la empresa realiza inversiones destinadas a actividades de diseño industrial e ingeniería	Invierte	Caloghirou et al. (2002); Campo y Ayala (2014); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Engelman et al. (2017); Flatten et al. (2011).
			No invierte	
	<b>Mejoras de comercialización</b>	Indica si la empresa realiza inversiones destinadas a mejoras de comercialización	Invierte	Aguilar et al. (2014); Benhayoun et al. (2020); Campo y Ayala (2014); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); González-Sánchez et al. (2020); Kohlbacher et al. (2013); Martínez-Sánchez et al. (2019); Nieto y Quevedo (2004); Olea-Miranda et al. (2016).
			No invierte	
	<b>Mejoras de gestión</b>	Indica si la empresa realiza inversiones destinadas a mejoras de gestión	Invierte	Aguilar et al. (2014); Benhayoun et al. (2020); Camisón y Forés (2009); Chauvet (2015); Martínez-Sánchez et al. (2019); Martínez-Sánchez y Lahoz-Leo (2018); Olea-Miranda et al. (2016).
			No invierte	

	<b>Normas de calidad</b>	Indica si la empresa certifica normas de calidad o se encuentra en proceso de certificación	Certifica o En proceso	Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Hervas-Oliver et al. (2012).
			No certifica	
	<b>Programa de mejora continua</b>	Indica si la empresa implementa programas de mejora continua	Implementa	McAdam y Hazlett (2010); Nagati y Rebolledo (2012); Olea-Miranda et al. (2016).
			No implementa	
	<b>Tecnologías digitales</b>	Indica si la empresa invierte en tecnologías digitales o planea hacerlo durante el próximo año	Invierte	Aguilar et al. (2014); Arbussà y Coenders (2007); Benhayoun et al. (2020); Caloghirou et al. (2002); Camisón y Forés (2009); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Expósito-Langa et al. (2011); Flatten et al. (2011); González-Sánchez et al. (2020); Harrinton y Guimaraes (2004); Hervas-Oliver et al. (2012); Kastelli et al. (2022); Martinez-Sanchez y Lahoz-Leo (2018); Phuong et al. (2022).
			No invierte	
<b>Capacidad de explotación</b>	<b>Producto nuevo</b>	Indica si la empresa obtuvo una innovación en producto nuevo durante el último año	Innova	Aguilar et al. (2014); Bedoya-Villa et al. (2023); Benhayoun et al. (2020); Cadiz et al. (2009); Camisón y Forés (2009); Campo y Ayala (2014); Chauvet (2015); Dabic et al. (2019); Elizalde-Bobadilla et al. (2019); Flatten et al. (2011); Jansen et al. (2005); Kohlbacher et al. (2013); Martinez-Sanchez et al. (2019); Martinez-Sanchez y Lahoz-Leo (2018); Nagati y Rebolledo (2012); Nieto y Quevedo (2004); Olea-Miranda et al. (2016); Phuong et al. (2022); Zapata-Cantu et al. (2020).
			No innova	
	<b>Producto mejorado</b>	Indica si la empresa obtuvo una innovación en producto mejorado durante el último año	Innova	
			No innova	
	<b>Proceso nuevo</b>	Indica si la empresa obtuvo una innovación en proceso nuevo durante el último año	Innova	
			No innova	
	<b>Proceso mejorado</b>	Indica si la empresa obtuvo una innovación en proceso mejorado durante el último año	Innova	
			No innova	

*Fuente: Elaboración propia.*

Por último, en la Tabla N°5 se presentan las variables a utilizar en el análisis de regresión. Se especifica el tipo de variable, su definición operativa y sus categorías.

**Tabla N°5: Variables a utilizar en el análisis de regresión**

Tipo de variable	Variable	Definición operativa	Categorías
Variable dependiente	CA	Indica la capacidad de absorción de la empresa	Variable Continua
Variable independiente	Articulación productiva	Indica si la empresa posee proveedores de la industria metalmeccánica del PGP	Articula
			No articula <b>(categoría base)</b>
Variables de control	Tamaño	Indica el estrato de ocupación al cual pertenece la empresa	Microempresa <b>(categoría base)</b>
			Pequeña
			Mediana o Grande
	Antigüedad	Indica la antigüedad de la empresa	Joven
			Madura
			Antigua <b>(categoría base)</b>
	Empresa familiar	Indica si la empresa es de gestión familiar	Familiar
			No familiar <b>(categoría base)</b>
	Rama Industrial	Indica la rama industrial a la cual pertenece la empresa	Metalmeccánica <b>(categoría base)</b>
			Alimenticia pesquera
			Alimenticia no pesquera
			Textil y confecciones
			Madera y muebles
			Papel e imprenta
			Química, caucho y plástico
Otras industrias			
Parque industrial	Indica si la empresa pertenece al PIMDQ	Pertenece	
		No pertenece <b>(categoría base)</b>	

*Fuente: Elaboración propia.*

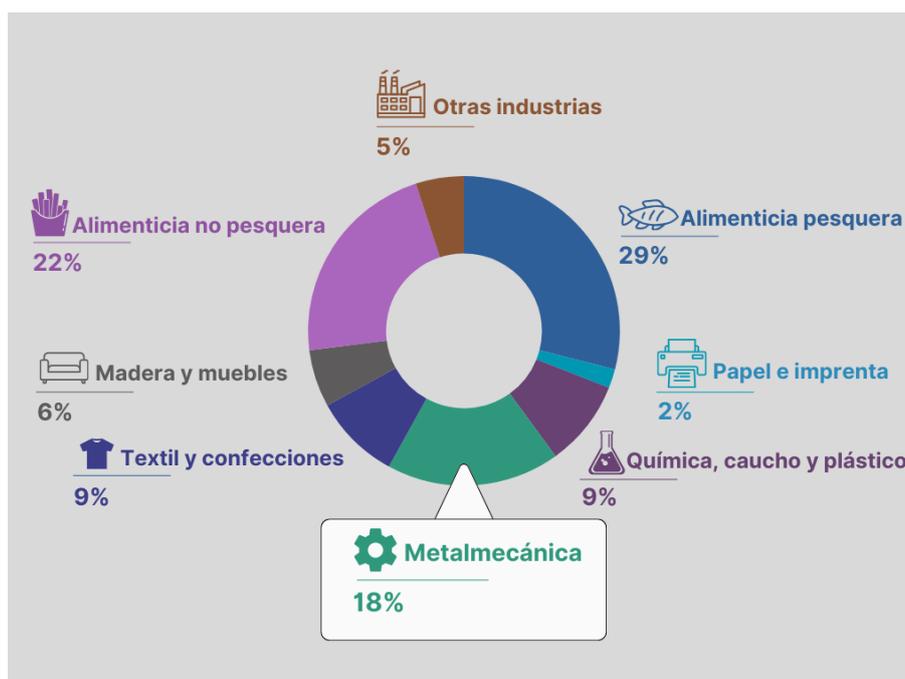
## Resultados

En esta sección se presentan los resultados de la investigación. En primer lugar, se describe la estructura de la industria metalmecánica dentro del Partido de General Pueyrredon (PGP) a partir de datos poblacionales, para luego presentar el análisis descriptivo con datos muestrales que se utilizan en el resto del trabajo. Luego, se construye el indicador multidimensional de CA para finalmente estimar los modelos econométricos.

### Industria metalmecánica del Partido de General Pueyrredon

Según los datos que surgen del Mapa Productivo del PGP, la industria metalmecánica representa el 18% de las empresas industriales (Gráfico N°1), ocupando el tercer lugar en el PGP, detrás de la alimenticia pesquera (29%) y la alimenticia no pesquera (22%).

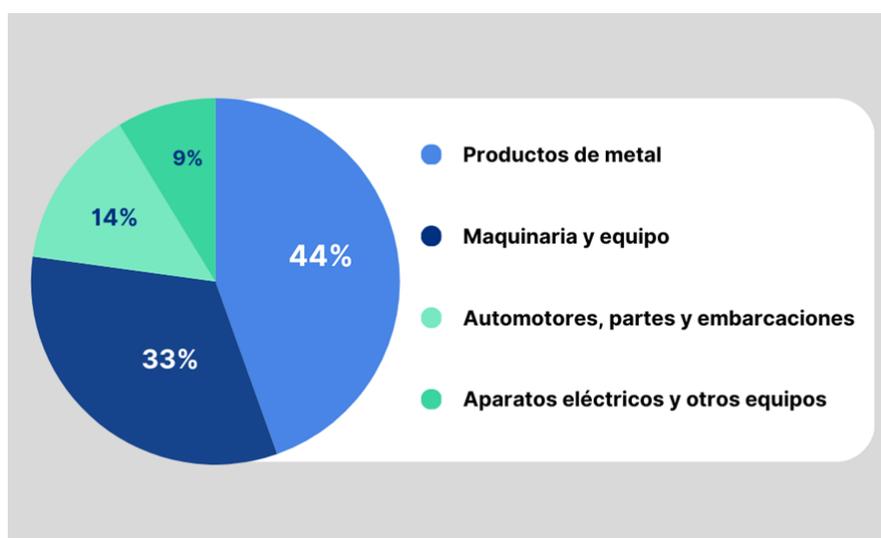
**Gráfico N° 1: Distribución de empresas industriales del PGP por rama industrial**



*Fuente: Elaboración propia en base a datos del Mapa Productivo del PGP.*

Analizando la composición interna de la industria metalmecánica del PGP, se pueden identificar cuatro segmentos diferentes y heterogéneos entre sí, cuya participación se muestra en el Gráfico N°2. El segmento dedicado a la elaboración de productos de metal es el de mayor tamaño y comprende el 44% de las empresas del sector. En segundo lugar, se ubica el segmento relacionado a la fabricación de maquinaria y equipo, el cual comprende al 33% de las firmas. Con una menor presencia, los segmentos especializados en la producción de automotores, partes y embarcaciones, y aparatos eléctricos y otros equipos, representan, respectivamente, el 14% y 9% de las empresas.

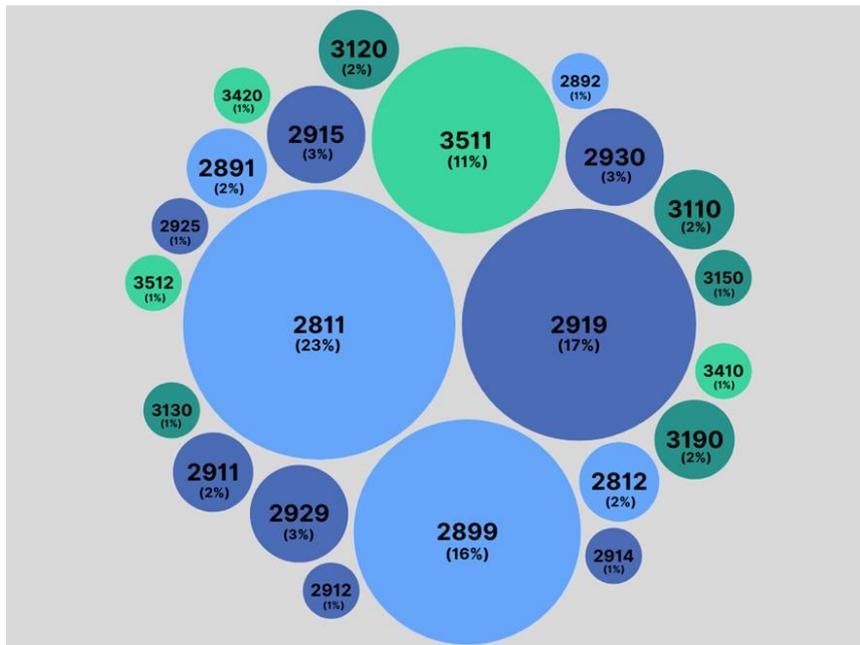
**Gráfico N°2: Distribución de empresas metalmecánicas por segmento**



*Fuente: Elaboración propia en base a datos del Mapa Productivo del PGP.*

Mediante un análisis más desagregado del sector, en el Gráfico N°3 es posible observar que las ramas a cuatro dígitos de clasificación con mayor preponderancia dentro del PGP son la 2811 (Fabricación de productos metálicos para uso estructural), la 2919 (Fabricación de otros tipos de maquinaria de uso general), la 2899 (Fabricación de otros productos elaborados de metal n.c.p.) y la 3511 (Construcción y reparación de buques). Las mismas representan, respectivamente, el 23%, 17%, 16% y 11% de las empresas que componen la industria metalmecánica. Las demás ramas a cuatro dígitos que tienen presencia dentro del PGP no representan más del 3% del total de empresas del sector de manera individual.

**Gráfico N°3: Distribución de empresas metalmeccánicas clasificadas por rama a 4 dígitos**



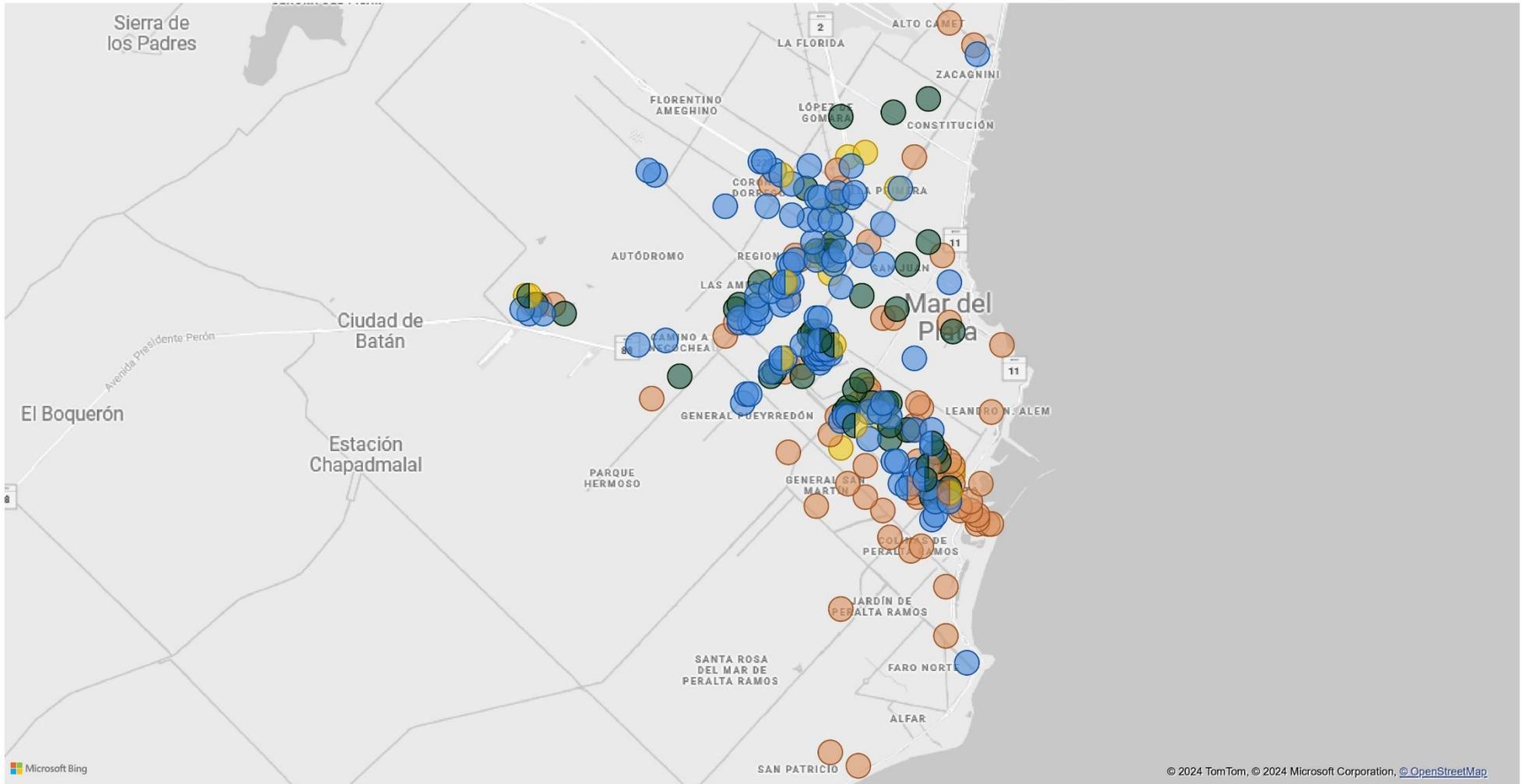
*Fuente: Elaboración propia en base a datos del Mapa Productivo del PGP.*

Asimismo, en la Figura N°5 se visualiza la ubicación geográfica de las empresas de esta industria. Estas se encuentran emplazadas en distintas zonas del Partido, excepto en el centro de Mar del Plata. Aquellas firmas que se dedican a la fabricación de productos de metal, maquinaria y equipo, y equipamiento eléctrico se concentran principalmente a lo largo de la Avenida Champagnat, en distintos barrios pertenecientes a la zona sur, y también en el Parque Industrial Mar del Plata-Batán (PIMDQ). Con respecto a la producción de automotores, partes y embarcaciones, las firmas de dicho segmento se encuentran dispersas en diferentes puntos geográficos, aunque la mayoría se agrupa en las cercanías del puerto de Mar del Plata.

### Figura N°5: Ubicación geográfica de empresas del sector metalmeccánico del PGP

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Mapa productivo-laboral argentino y del Mapa productivo del PGP

● Aparatos eléctricos y otros equipos ● Automotores, partes y embarcaciones ● Maquinaria y equipo ● Productos de metal



Microsoft Bing

© 2024 TomTom, © 2024 Microsoft Corporation, © OpenStreetMap

## Análisis de la muestra

En la Tabla N°6 se presenta la caracterización de las 244 empresas industriales que conforman la muestra a analizar. El 43% de las mismas articula con el entramado productivo local. Por otro lado, el 23% de las firmas pertenece a la industria metalmecánica. El tamaño promedio de las empresas es de 50 ocupados, siendo la mayoría de ellas microempresas (49%). En cuanto a la antigüedad, el promedio es de 30 años. La firma más antigua fue fundada en 1891 y la más reciente en 2022, con un 41% de las empresas clasificadas como maduras. Además, el 73% de las firmas encuestadas son familiares y el 14% se encuentran ubicadas en el PIMDQ. Por último, el 10% de las empresas forman parte de un grupo económico y el 85% son uniplanta.

**Tabla N°6: Distribución de las variables en la muestra**

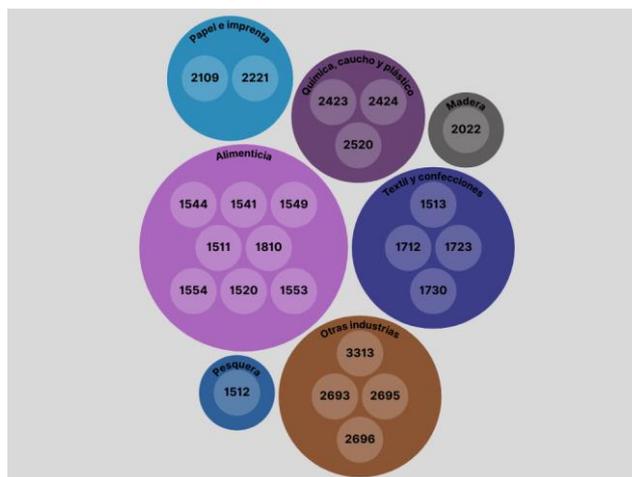
Variable	Categoría	Porcentaje
Articulación productiva	Articula	43%
	No articula	57%
Rama Industrial	Metalmecánica	23%
	Alimenticia pesquera	19%
	Alimenticia no pesquera	24%
	Textil y confecciones	10%
	Madera y muebles	6%
	Papel e imprenta	3%
	Química, caucho y plástico	11%
	Otras industrias	4%
Tamaño	Microempresa	49%
	Pequeña	36%
	Mediana o Grande	15%

Antigüedad	Joven	23%
	Madura	41%
	Antigua	36%
Empresa familiar	Es familiar	73%
	No es familiar	27%
Parque industrial	Pertenece	14%
	No pertenece	86%
Grupo económico	Pertenece	10%
	No pertenece	90%
Cantidad de plantas	Uniplanta	85%
	Multiplanta	15%

*Fuente: Elaboración propia.*

En relación a la articulación productiva, el 33% de las empresas no metalmecánicas poseen proveedores locales pertenecientes a dicha industria, por lo que constituyen articulaciones inter clúster. En el Gráfico N°4 se visualizan las ramas clasificadas a 4 dígitos que articulan de esta manera. Al menos una firma de cada uno de los sectores que componen la industria manufacturera del PGP compra a la metalmecánica.

**Gráfico N°4: Ramas clasificadas a 4 dígitos articuladas inter clúster**



*Fuente: Elaboración propia.*

Asimismo, el 74% de las firmas metalmeccánicas mantiene articulaciones intra clúster, es decir, que poseen proveedores locales dentro de la misma industria. En el Gráfico N°5 se detallan las ramas clasificadas a 4 dígitos articuladas de esta forma. Aunque no se presentan diferencias significativas, todos los segmentos que conforman la industria metalmeccánica articulan con el entramado productivo local.

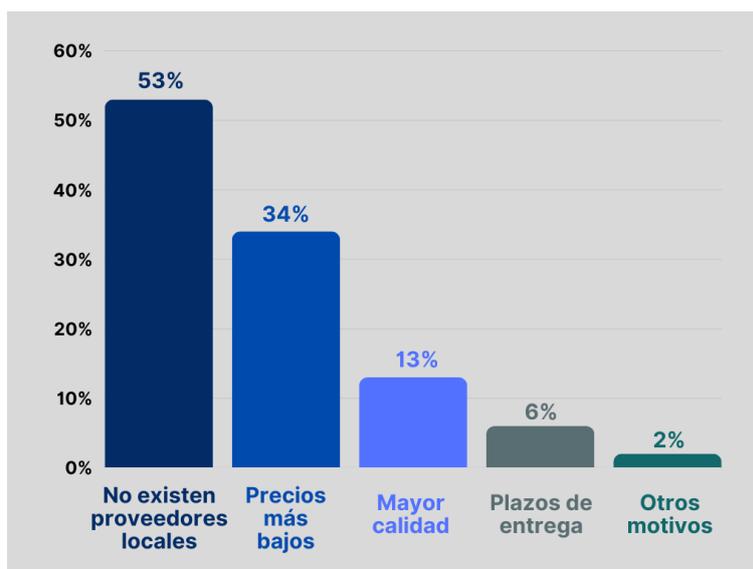
**Gráfico N°5: Ramas clasificadas a 4 dígitos articuladas intra clúster**



*Fuente: Elaboración propia.*

Respecto de los motivos que llevan a las empresas no articuladas en el entramado productivo local a adquirir materias primas e insumos fuera del PGP, puede observarse en el Gráfico N°6 que la principal causa es la inexistencia de proveedores locales (53%). Estos resultados sugieren que las empresas industriales del PGP podrían lograr un mayor nivel de articulación si se cubriera la demanda de materias primas e insumos no producidos localmente. Además, los menores precios (34%) y la mayor calidad de los productos (13%) influyen en las decisiones de compra. En menor medida, el cumplimiento de los plazos de entrega y otros motivos también son factores que llevan a las empresas locales a vincularse con proveedores radicados fuera del PGP.

**Gráfico N°6: Motivos para adquirir materias primas e insumos fuera del PGP  
(respuestas múltiples)**



*Fuente: Elaboración propia.*

Los resultados del análisis bivariado de la articulación productiva y las variables seleccionadas, se resumen en la Tabla N°7. En ella se presenta el valor p correspondiente a cada prueba Chi-cuadrado realizada sobre las tablas de contingencia a dos vías de clasificación.

**Tabla N°7: Análisis bivariado de la articulación productiva**

Variable	Categoría	Articulación productiva		Valor p
		Articula	No Articula	
Rama Industrial	Metalmecánica	74%*	26%	<0.001
	Alimenticia pesquera	37%	63%	
	Alimenticia no pesquera	41%	59%	
	Textil y confecciones	21%	79%*	
	Madera y muebles	12%	88%*	
	Papel e imprenta	33%	67%	
	Química caucho y plástico	26%	74%	
	Otras industrias	50%	50%	

<b>Tamaño</b>	Microempresa	33%	<b>67%*</b>	0.002
	Pequeña	47%	53%	
	Mediana o Grande	<b>64%*</b>	36%	
<b>Antigüedad</b>	Joven	35%	65%	0.024
	Madura	<b>56%*</b>	47%	
	Antigua	36%	64%	
<b>Empresa familiar</b>	Familiar	43%	57%	0.872
	No familiar	42%	58%	
<b>Parque industrial</b>	Pertenece	<b>62%*</b>	38%	0.015
	No pertenece	40%	<b>60%*</b>	
<b>Grupo económico</b>	Pertenece	<b>64%*</b>	36%	0.023
	No pertenece	40%	<b>60%*</b>	
<b>Cantidad de plantas</b>	Uniplanta	40%	<b>60%*</b>	0.059
	Multiplanta	<b>57%*</b>	43%	

*Fuente: Elaboración propia.*

*Nota: (\*) Residuos corregidos estandarizados mayores a 2*

Los resultados indican la presencia de una proporción de empresas pertenecientes a la industria metalmecánica articuladas de manera intra clúster mayor a la esperada bajo la hipótesis nula de independencia entre las variables, así como de firmas textiles y de madera y muebles no articuladas inter clúster. En relación al tamaño de las firmas, se observa un porcentaje proporcionalmente mayor de medianas o grandes empresas que articulan con el entramado productivo local, como así también de microempresas que no lo hacen. La antigüedad también se asocia a la articulación productiva, observándose proporcionalmente más empresas maduras articuladas. Asimismo, no se presenta evidencia estadística suficiente que sugiera una asociación entre el carácter familiar de las firmas y la articulación productiva. Además, hay proporcionalmente más empresas localizadas en el PIMDQ articuladas con el entramado productivo local. Por último,

existe una proporción significativamente mayor de empresas articuladas pertenecientes a un grupo económico y multiplanta a la esperada bajo la hipótesis nula de independencia.

Estos resultados confirman la validez de la Hipótesis N°1: *las empresas industriales del PGP articuladas con el entramado productivo local poseen características que las distinguen del resto*. En particular, las empresas más articuladas tienden a ser metalmecánicas, de tamaño mediano o grande, maduras, localizadas en el PIMDQ, pertenecientes a un grupo económico y multiplanta.

Estos hallazgos se encuentran en consonancia con el estudio de Liseras et al. (2022). Además, dado el rol que desempeña la industria metalmecánica dentro del entramado productivo (Graña, 2002; Peirano et al., 2017) es esperable que las empresas industriales del PGP más articuladas pertenezcan a este sector. En cuanto al tamaño y la antigüedad de las firmas, la literatura económica indica que las empresas más pequeñas y jóvenes suelen vincularse con proveedores locales para superar las llamadas *liability of smallness* y *liability of newness* (Lan y Zhangliu, 2012; Audretsch et al., 2023; Laursen et al., 2015; Takeda et al., 2008). En contraposición, los resultados muestran que las empresas más pequeñas de la industria del PGP no logran articularse con el entramado productivo local, mientras que las maduras sí lo hacen. Por otro lado, se sugiere que las empresas familiares, debido a las dificultades que enfrentan, tienden a estar más articuladas en el entramado productivo en comparación con las no familiares (Mendes et al. 2023; Pucci et al., 2017; Ghinoi et al., 2023). Sin embargo, en el caso de la industria del PGP, no se encontró evidencia estadística que permita validar o rechazar esta idea. Por último, dado que la literatura plantea que los parques industriales favorecen la proximidad de las interacciones entre las empresas (Chuang, 2016), es razonable esperar que las firmas ubicadas en el PIMDQ se encuentren más articuladas en el entramado productivo local.

## Indicadores de capacidad de absorción

Con respecto a las variables seleccionadas para medir la CA, en la Tabla N°8 se detalla su media. Mientras que la mayor parte de las firmas encuestadas poseen ocupados calificados (84%), invierten en tecnologías digitales (83%) y capacitan al personal (68%), pocas empresas innovan en proceso nuevo (19%), se vinculan con universidades privadas (23%), o innovan en producto nuevo (25%).

**Tabla N°8: Media de las variables de CA (proporción de empresas)**

<b>Variable</b>	<b>Media</b>
Ocupados calificados	0.840
Tecnologías digitales	0.832
Capacitaciones	0.676
Consultoría externa	0.643
Universidades nacionales	0.557
Bienes de capital	0.537
INTI / INTA / INIDEP	0.520
Mejoras de gestión	0.512
Otras empresas	0.500
Software y hardware	0.451
Mejoras de comercialización	0.439
Producto mejorado	0.426
Centros tecnológicos / Laboratorios	0.418
Proceso mejorado	0.402
Normas de calidad	0.367
Diseño industrial e ingeniería	0.332
Institutos de formación técnica	0.295
Programas de mejora continua	0.295

<b>I+D</b>	0.283
<b>Producto nuevo</b>	0.250
<b>Universidades privadas</b>	0.225
<b>Proceso nuevo</b>	0.189

*Fuente: Elaboración propia.*

En relación a la primera metodología a aplicar (promedio ponderado), la distribución de la variable de CA obtenida es multimodal, lo que sugiere que los datos provienen de subpoblaciones distintas. Aunque la misma supera la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, no puede ser modelada econométricamente, por lo que se decide no continuar con su análisis (Ver Anexo I).

Por otro lado, con respecto a la segunda metodología de medición de la CA, las medidas de bondad de ajuste (Tabla N°9) sugieren que el análisis factorial confirmatorio (AFC) logra un ajuste adecuado de los datos, salvo en el caso del SRMR. Por lo tanto, es apropiado proceder con una exploración más profunda de los resultados del modelo.

**Tabla N°9: Medidas de bondad del ajuste del AFC**

<b>Medida</b>	<b>Valor obtenido</b>	<b>Valor de referencia</b>
<b>Chi-Cuadrado normalizado</b>	1.823	< 2
<b>RMSEA</b>	0.058	≤ 0.08
<b>SRMR</b>	0.114	≤ 0.08
<b>CFI</b>	0.955	≥ 0.95
<b>TLI</b>	0.948	≥ 0.95

*Fuente: Elaboración propia.*

Los resultados del AFC (Tabla N°10) muestran que las cargas factoriales estandarizadas son positivas y cumplen con el umbral mínimo de 0.5, con la excepción de *Ocupados calificados*. No obstante, la variable permanece en el modelo para

garantizar la integridad de la definición de la capacidad de asimilación. Asimismo, los indicadores de fiabilidad individual son mayoritariamente aceptables ( $\geq 0.5$ ) y los de fiabilidad conjunta superan el límite recomendado (0.6), reflejando la consistencia y validez de los factores estimados.

**Tabla N°10: Análisis Factorial Confirmatorio (AFC)**

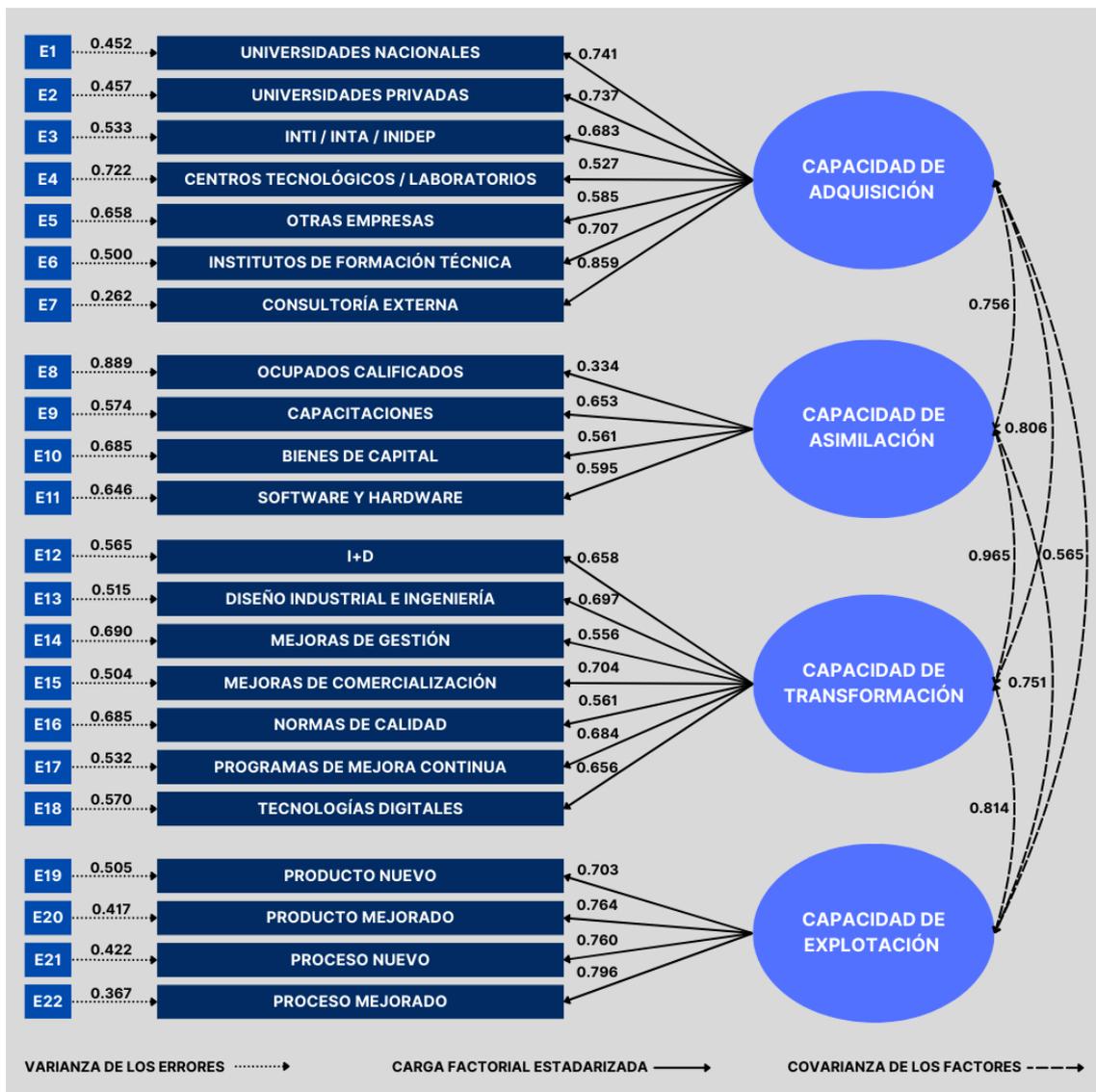
Factor	Indicador	Carga factorial estandarizada	Fiabilidad individual	Fiabilidad compuesta
Capacidad de adquisición	Universidades nacionales	0.741	0.549	0.867
	Universidades privadas	0.737	0.543	
	INTI / INTA / INIDEP	0.683	0.466	
	Centros tecnológicos / Laboratorios	0.527	0.278	
	Otras empresas	0.585	0.342	
	Institutos de formación técnica	0.707	0.500	
	Consultoría externa	0.859	0.738	
Capacidad de asimilación	Ocupados calificados	0.334	0.112	0.622
	Capacitaciones	0.653	0.426	
	Bienes de capital	0.561	0.315	
	Software y hardware	0.595	0.354	
Capacidad de transformación	I+D	0.658	0.434	0.834
	Diseño industrial e ingeniería	0.697	0.486	
	Mejoras de comercialización	0.556	0.309	
	Mejoras de gestión	0.704	0.496	
	Normas de calidad	0.561	0.315	
	Programas de mejora continua	0.684	0.468	
	Tecnologías digitales	0.656	0.430	
Capacidad de explotación	Producto nuevo	0.703	0.494	0.842
	Producto mejorado	0.764	0.584	

	Proceso nuevo	0.760	0.578	
	Proceso mejorado	0.796	0.634	

*Fuente: Elaboración propia.*

En el *path diagram* (diagrama de trayectoria) correspondiente al AFC (Gráfico N°7), se indican las cargas factoriales estandarizadas, las covarianzas de los factores, y las varianzas de los errores del modelo. Los valores indican una covarianza positiva entre los factores, lo que sugiere un desarrollo conjunto de las capacidades de las firmas.

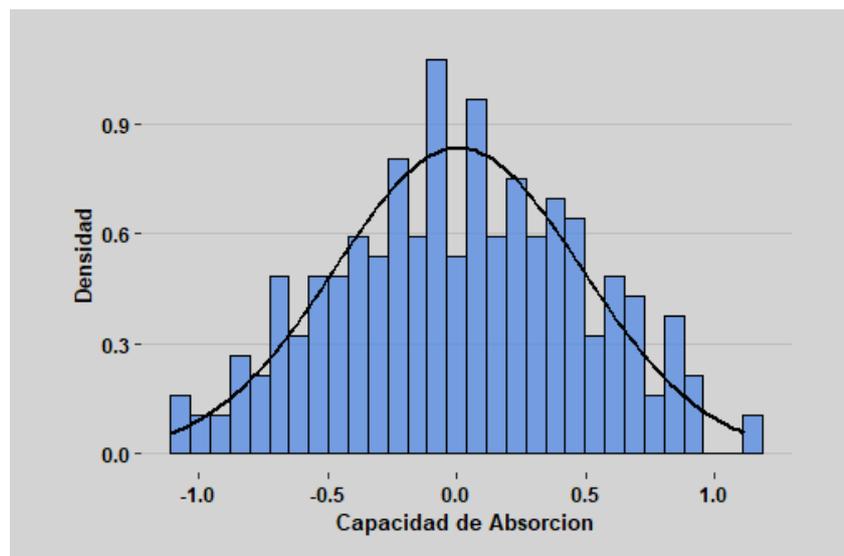
**Gráfico N°7: Path diagram del AFC**



*Fuente: Elaboración propia.*

En el Gráfico N°8 se observa la distribución de la variable de CA derivada del AFC. La distribución es simétrica y está centrada, lo que sugiere un posible ajuste a una distribución normal. Sin embargo, se detecta una concentración de casos en las colas de la distribución. En la cola izquierda, esta concentración se debe a que tres empresas de la muestra obtuvieron un valor de 0 en las 22 variables seleccionadas. Por su parte, en la cola derecha, la concentración se explica porque dos empresas de la muestra obtuvieron un valor de 1 en 21 de las 22 variables seleccionadas.

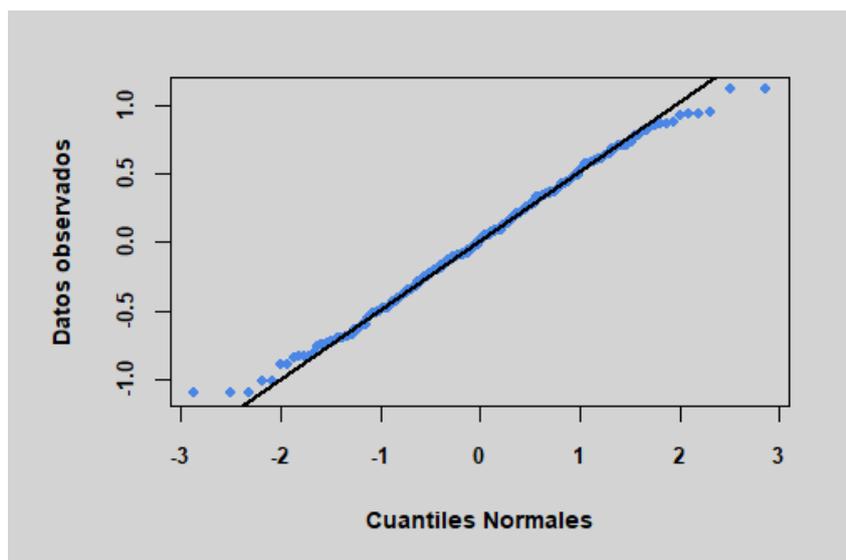
**Gráfico N°8: Histograma de la variable de CA**



*Fuente: Elaboración propia.*

El Q-Q plot de la variable (Gráfico N°9) refleja que los datos se ajustan adecuadamente a una distribución normal, con un ajuste menos preciso en los valores extremos. El valor p de 0.790 obtenido en la prueba de Kolmogorov-Smirnov sugiere que no hay evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis nula de normalidad en los datos.

**Gráfico N°9: Q-Q plot con distribución normal**



*Fuente: Elaboración propia.*

A modo de resumen, la Tabla N°11 muestra los estadísticos descriptivos de la variable de CA obtenida a partir del AFC.

**Tabla N°11: Estadísticos descriptivos de la variable de CA**

Estadístico Descriptivo	Valor
Distribución de probabilidad	Normal
Valor mínimo	-1.101
Media	0.006
Mediana	0.014
Valor máximo	1.114
Desvío estándar	0.479
Asimetría	-0.045
Curtosis	2.453

*Fuente: Elaboración propia.*

## Análisis econométrico

A continuación, se presentan los resultados de los modelos econométricos estimados. En ambos casos, la variable dependiente es la CA obtenida a partir del AFC. El Modelo II, sin embargo, incluye *Parque Industrial* como variable de control. La Tabla N°12 detalla los coeficientes estimados, sus errores estándar, los valores p y los niveles de significatividad. Además, se reportan las medidas de bondad de ajuste y los estadísticos de significatividad conjunta.

**Tabla N°12: Estimación de los modelos econométricos**

Variable	Modelo I		Modelo II	
	Estimación	Valor p	Estimación	Valor p
Intercepto	-0.321 (0.204)	0.118	-0.318 (0.201)	0.115
Articulación productiva	<b>0.240*</b> (0.127)	<b>0.056</b>	<b>0.214*</b> (0.125)	<b>0.087</b>
Pequeña	<b>0.604****</b> (0.129)	<b>&lt;0.001</b>	<b>0.493****</b> (0.132)	<b>&lt;0.001</b>
Mediana o Grande	<b>1.343****</b> (0.179)	<b>&lt;0.001</b>	<b>1.145***</b> (0.187)	<b>&lt;0.001</b>
Joven	<b>0.275*</b> (0.156)	<b>0.081</b>	0.240 (0.154)	0.121
Madura	0.043 (0.135)	0.749	0.002 (0.133)	0.987
Empresa Familiar	-0.064 (0.129)	0.618	-0.029 (0.154)	0.818
Alimenticia pesquera	<b>-0.807****</b> (0.181)	<b>&lt;0.001</b>	<b>-0.728****</b> (0.180)	<b>&lt;0.001</b>
Alimenticia no pesquera	<b>-0.287*</b> (0.167)	<b>0.087</b>	<b>-0.307*</b> (0.164)	<b>0.063</b>
Textil y confecciones	-0.126 (0.225)	0.578	-0.072 0.222	0.746
Madera y muebles	0.272 (0.265)	0.306	0.270 (0.260)	0.300
Papel e imprenta	-0.143 (0.379)	0.706	-0.210 (0.373)	0.573
Química, caucho y plástico	-0.023 (0.214)	0.913	-0.152 (0.214)	0.479
Otras industrias	-0.336 (0.302)	0.267	-0.340 (0.179)	0.253
Parque industrial	-	-	<b>0.555***</b> (0.179)	<b>0.002</b>
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	<b>0.250</b>		<b>0.277</b>	
<b>Estadístico prueba F</b>	<b>7.228****</b>		<b>7.655****</b>	

*Fuente: Elaboración propia.*

*Nota: (\*\*\*\*) 0,1% de significatividad, (\*\*\*) 1% de significatividad, (\*\*) 5% de significatividad, (\*) 10% de significatividad.*

En ninguno de los modelos se rechaza la hipótesis nula de la prueba de Breusch-Pagan, por lo que se emplean errores estándar clásicos para las inferencias estadísticas. Cabe destacar que los modelos resultan globalmente significativos, y que las medidas de bondad de ajuste muestran un ajuste moderado a los datos.

En ambos casos, el coeficiente de la variable *Articulación productiva* es positivo y significativo al 10%. Estos resultados permiten validar la Hipótesis N°2: *las empresas industriales del PGP articuladas con el entramado productivo local presentan una mayor CA*. Siguiendo lo propuesto por la literatura económica, estos hallazgos sugieren que la proximidad geográfica entre proveedores y clientes, al promover interacciones constantes, la circulación de conocimientos y el aprendizaje mutuo, fortalece las capacidades dinámicas de las firmas, abarcando tanto la incorporación y comprensión de información del entorno (capacidades de adquisición y asimilación), como la optimización de sus rutinas internas y la generación de soluciones innovadoras (capacidades de transformación y explotación) (Camisón y Forés, 2010; Camisón y Villar-López, 2011).

En cuanto a las variables de control, los coeficientes asociados a la variable *Tamaño* son positivos y significativos en ambos modelos, lo que sugiere que a medida que aumenta el tamaño de la firma, la CA también se incrementa. Las microempresas que conforman la industria del PGP se encuentran menos articuladas en el entramado productivo local, por lo que se encuentran en contacto con menos fuentes de conocimiento, lo que debilita el desarrollo de la CA (Knoben et al., 2015; Camisón y Forés, 2010).

Respecto a la variable *Antigüedad*, el coeficiente asociado a las empresas jóvenes es positivo y significativo en el Modelo I, lo que sugiere que estas firmas presentan una CA superior en comparación con las más antiguas. Aunque las empresas más maduras suelen estar más articuladas en el entramado productivo, este resultado indica que las

firmas jóvenes han logrado desarrollar sus capacidades dinámicas a pesar de sus limitaciones (Laursen et al., 2015; Takeda et al., 2008). Sin embargo, en el Modelo II, dicho coeficiente no resulta significativo.

Por otro lado, el coeficiente de la variable *Empresa familiar* no es significativo en ninguno de los modelos, lo que implica que no existe evidencia estadística suficiente para establecer una relación entre la CA y el carácter familiar de las firmas.

En lo que respecta a la variable *Rama industrial*, en ambos modelos se observa que las empresas del sector alimenticio pesquero y no pesquero tienen una CA menor en comparación con las metalmecánicas. Las demás ramas industriales no presentan diferencias significativas en términos de CA respecto a las metalmecánicas. Considerando que la industria metalmecánica se caracteriza por el desarrollo competencias tecnológicas y oportunidades de vinculación (Grasso y Kossacoff, 2016; Peirano et al., 2017; Grasso et al., 2010), y que las empresas industriales del PGP más articuladas al entramado productivo pertenecen a este sector, es esperable que presenten una CA mayor en relación a otros sectores.

Finalmente, el coeficiente asociado a la variable *Parque Industrial* es positivo y significativo en el Modelo II, lo que sugiere que las empresas ubicadas en el PIMDQ tienen una CA superior en comparación con aquellas ubicadas en otros sectores del PGP. La incorporación de esta variable al modelo reduce los valores de los demás coeficientes y aumenta sus valores p, lo que resalta la importancia de la pertenencia a un parque industrial como un factor determinante en la CA de las empresas. Los parques industriales promueven vínculos constantes entre las firmas que lo conforman, facilitando la creación y difusión de conocimientos. Este efecto de aglomeración potencia la CA de las empresas (Huang et al, 2012; Díez-Vial y Fernández-Olmos, 2015; Anic y Corrocher; 2022).

Los coeficientes de las variables del Modelo I se pueden interpretar de la siguiente manera:

- Las empresas articuladas en el entramado productivo local tienen, en promedio, una CA 0.240 desvíos estándar mayor que las firmas no articuladas, *ceteris paribus*.
- Las firmas pequeñas tienen, en promedio, una CA 0.604 desvíos estándar mayor que las microempresas. Para las medianas o grandes, la CA es 1.343 desvíos estándar mayor en promedio, *ceteris paribus*.
- Las empresas jóvenes presentan una CA, en promedio, 0.275 desvíos estándar mayor que las empresas más antiguas, *ceteris paribus*.
- Las firmas de la rama alimenticia pesquera tienen, en promedio, una CA 0.807 desvíos estándar menor en comparación con las empresas metalmecánicas. En el caso de las firmas alimenticias no pesqueras, la CA es 0.287 desvíos estándar menor en promedio, *ceteris paribus*.

En el Modelo II, los coeficientes de las variables pueden explicarse de la siguiente forma:

- Las empresas que articulan con el entramado presentan, en promedio, una CA 0.214 desvíos estándar mayor, con respecto a aquellas que no lo hacen, *ceteris paribus*.
- Las firmas pequeñas tienen, en promedio, una CA superior en 0.493 desvíos estándar respecto a las microempresas. En cambio, las medianas o grandes empresas presentan una CA, en promedio, 1.145 desvíos estándar superior, *ceteris paribus*.
- Las firmas del sector alimenticio pesquero presentan una CA 0.728 desvíos estándar inferior a la de las empresas metalmecánicas en promedio. Por otro lado, las empresas alimenticias no pesqueras presentan una CA 0.307 desvíos estándar inferior en promedio, *ceteris paribus*.

- Las firmas localizadas en el PIMDQ muestran una CA, en promedio, 0.555 desvíos estándar superior a la de las empresas no ubicadas en el mismo, *ceteris paribus*.

## **Reflexiones finales**

La presente investigación se centró en determinar la existencia de articulaciones productivas dentro de la industria del Partido de General Pueyrredon (PGP) y analizar su relación con la capacidad de absorción de conocimiento (CA) de las empresas locales. Este estudio reviste interés no solo como un aporte empírico y metodológico en la temática, sino también como una herramienta para el diseño de políticas públicas orientadas a fortalecer la articulación productiva y fomentar la circulación de conocimientos entre las firmas.

En primer lugar, se examinaron las articulaciones productivas inter e intra clúster presentes en la industria del PGP con proveedores de la industria metalmeccánica. La misma reviste importancia tanto por su tamaño dentro del PGP como por su relación con todas las actividades productivas. Se observó una fuerte articulación inter e intra clúster, además de una demanda potencial hacia el sector en productos para los que no existe producción local, de lo que se puede inferir que el grado de articulación productiva podría incrementarse significativamente con una oferta local más diversificada, lo cual podría ser un objetivo clave para futuras acciones de política económica.

Además, se realizó un análisis bivariado con el propósito de caracterizar a las empresas articuladas en el entramado productivo local. Los resultados obtenidos validan la Hipótesis N.º 1, evidenciando que las empresas industriales del PGP con mayor nivel de articulación dentro del entramado productivo local presentan características distintivas en comparación con aquellas que se encuentran menos articuladas. En particular, las firmas más articuladas en el entramado productivo son mayoritariamente medianas o grandes, maduras, localizadas en el Parque Industrial Mar del Plata-Batán (PIMDQ), pertenecientes a un grupo económico y multiplanta. Estos resultados aportan nueva evidencia empírica.

En segundo lugar, se cuantificó la CA en el contexto de la industria del PGP, un aspecto que no había sido abordado previamente. Para ello, se construyeron dos indicadores multidimensionales a partir de 22 variables binarias representativas de las cuatro dimensiones de la CA propuestas por Zahra y George (2002). Utilizando el promedio ponderado de estas variables, se generó una variable continua acotada entre 0 y 1, la cual resultó multimodal, por lo cual no se pudo avanzar con su análisis. Adicionalmente, un análisis factorial confirmatorio permitió obtener una segunda variable, continua, simétrica, con media cercana a 0 y distribución normal. Esta última representa un insumo potencial para futuras investigaciones en el campo de la Teoría de la Firma y la Teoría de la Organización Industrial. Así, como futuras líneas de investigación, puede mencionarse la relación entre la CA y decisiones estratégicas de las firmas, como la exportación, la diversificación productiva o la posesión de marcas, como así también su impacto en el desempeño competitivo de las empresas. Asimismo, surge la propuesta de incluir en futuras encuestas preguntas que indaguen acerca de la manera en que las firmas integran el conocimiento externo en sus rutinas, y cómo se estructuran las dinámicas internas de difusión del mismo entre sus miembros.

Por último, se analizó en la relación entre la articulación productiva y la CA. Los modelos econométricos permitieron validar la Hipótesis N°2, lo que sugiere que las empresas industriales del PGP más articuladas en el entramado productivo local presentan una CA superior en comparación con aquellas menos articuladas. Asimismo, las empresas pequeñas, medianas o grandes, jóvenes, metalmecánicas y pertenecientes al PIMDQ muestran una CA mayor en relación con las microempresas, antiguas, alimenticias y ubicadas fuera del PIMDQ, respectivamente. Este hallazgo aporta evidencia empírica sobre una temática poco explorada, abriendo nuevas posibilidades para el desarrollo de estudios cuantitativos futuros que profundicen el análisis de esta relación, como así también para la implementación de estrategias orientadas a integrar a más empresas dentro del entramado productivo local.

## Referencias bibliográficas

Adebowale, B. O. A., & Oyeyinka, B. O. (2012). Determinants of productivity and inter-firm collaboration in Nigerian Clusters. *International Journal of Technology and Globalisation*, 6(3), 188.

Agresti, A. (2007). *An introduction to categorical data analysis* (2<sup>a</sup> ed.). John Wiley & Sons.

Aguilar, G., Herrera, L., & Clemenza, C. (2014). Capacidad de absorción: aproximaciones teóricas y empíricas para el sector servicios. *Revista Venezolana de Gerencia*, 19(67), 499-518.

Aldrich, H. & Auster, E. R. (1986). Even dwarfs started small: liabilities of age and size and their strategic implications. *Research in Organizational Behavior*, 8, 165-198.

Anić, I. D., & Corrocher, N. (2022). Patterns of value creation in policy-driven cluster initiatives: Evidence from the Croatian competitiveness clusters. *Journal of evolutionary economics*, 32(2), 643-672.

Arbussà, A., & Coenders, G. (2007). Innovation activities, use of appropriation instruments and absorptive capacity: Evidence from Spanish firms. *Research Policy*, 36(10), 1545-1558.

Asheim, B. (1996). Industrial districts as 'learning regions': A condition for prosperity. *European Planning Studies*, 4(4), 379-400.

Audretsch, D. B., Belitski, M., Caiazza, R., & Phan, P. (2023). Collaboration strategies and SME innovation performance. *Journal Of Business Research*, 164, 114018.

Barney, J. B. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

Beauducel, A., & Hilger, N. (2016). The determinacy of the regression factor score predictor based on continuous parameter estimates from categorical variables. *Communication In Statistics-Theory And Methods*, 46(7), 3417-3425.

- Bedoya-Villa, M., Pérez-Sánchez, E., Baier-Fuentes, H., Zapata-Molina, C., & Román-Castaño, E. (2023). The Effects of Dynamic Absorptive Capacity on Innovation Strategy: Evidence from SMEs in a Technological Context. *Mathematics*, 11(10), 2366.
- Benhayoun, L., Dain, M. L., Dominguez-Péry, C., & Lyons, A. C. (2020). SMEs embedded in collaborative innovation networks: How to measure their absorptive capacity? *Technological Forecasting And Social Change*, 159, 120196.
- Betim, L. M., Resende, L. M., De Andrade, P. P., Junior, Pontes, J., & Petter, R. R. H. (2019). Vertical and horizontal relationships in the process of innovation and learning by interacting: study in an industry cluster. *Gestão & Produção*, 25(2), 205-218.
- Boschma, R. (2005). Proximity and Innovation: A Critical Assessment. *Regional Studies*, 39(1), 61-74.
- Brown, T. (2006) *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. The Guilford Press.
- Busquet, Y. & Consentino, A. (2023). *Un abordaje sobre la industria de Bienes de Capital. Rol estratégico y limitaciones existentes*. (Industrializar Argentina N°40).CIPIBIC.
- Cadiz, D., Sawyer, J. E., & Griffith, T. L. (2009). Developing and Validating Field Measurement Scales for Absorptive Capacity and Experienced Community of Practice. *Educational And Psychological Measurement*, 69(6), 1035-1058.
- Caloghirou, Y., Kastelli, I., & Tsakanikas, A. (2002). Internal capabilities and external knowledge sources: complements or substitutes for innovative performance? *Technovation*, 24(1), 29-39.
- Camisón, C., & Forés, B. (2009). Knowledge absorptive capacity: New insights for its conceptualization and measurement. *Journal Of Business Research*, 63(7), 707-715.
- Camisón, C., & Forés, B. (2010). Knowledge creation and absorptive capacity: The effect of intra-district shared competences. *Scandinavian Journal Of Management*, 27(1), 66-86.

Camisón, C., & Villar-López, A. (2011). On How Firms Located in an Industrial District Profit from Knowledge Spillovers: Adoption of an Organic Structure and Innovation Capabilities. *British Journal Of Management*, 23(3), 361-382.

Campo, C. H. G., & Ayala, A. H. (2014). Propuesta de un indicador de capacidad de absorción del conocimiento (ICAC-COL): evidencia empírica para el sector servicios en Colombia. *Revista Facultad de Ciencias Económicas*, 22(2), 29.

Carney, M., Duran, P., Van Essen, M., & Shapiro, D. (2017). Family firms, internationalization, and national competitiveness: Does family firm prevalence matter? *Journal Of Family Business Strategy*, 8(3), 123-136.

Cassol, A., Gonçalo, C. R., & Ruas, R. L. (2016). Redefining the Relationship between Intellectual Capital and Innovation: The Mediating Role of Absorptive Capacity. *BAR - Brazilian Administration Review*, 13(4).

Chandrashekar, D., & Hillemane, B. S. M. (2017). Absorptive capacity, cluster linkages, and innovation. *Journal Of Manufacturing Technology Management*, 29(1), 121-148.

Chauvet, V. (2015). Absorptive Capacity: Scale Development and Implications for Future Research. *Management International*, 19(1), 113-129.

Chuang, M. Y., Chen, C. J., & Lin, M. J. J. (2016). The impact of social capital on competitive advantage: The mediating effects of collective learning and absorptive capacity. *Management Decision*, 54(6), 1443-1463.

Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1989). Innovation and learning: the two faces of R & D. *The economic journal*, 99(397), 569-596.

Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128.

Cohendet, P., & Meyer-Krahmer, F. (2001). The theoretical and policy implications of knowledge codification. *Research Policy*, 30(9), 1563-1591.

Coriat, B., & Weinstein, O. (2011). *Nuevas Teorías de la Empresa: Una revisión crítica*. Editora Lenguaje Claro.

Dabic, M., Vlacic, E., Ramanathan, U., & Egri, C. P. (2019). Evolving Absorptive Capacity: The Mediating Role of Systematic Knowledge Management. *IEEE Transactions On Engineering Management*, 67(3), 783-793.

Díez-Vial, I., & Fernández-Olmos, M. (2015). Knowledge spillovers in science and technology parks: how can firms benefit most?. *The Journal of Technology Transfer*, 40, 70-84.

Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: what are they? *Strategic Management Journal*, 21(10-11), 1105-1121.

Elizalde-Bobadilla, L. C., Rojas-Santoyo, F., & Ochoa-Urrego, R. L. (2019). Innovación No I+D en Colombia: un análisis desde la capacidad de absorción. *Suma de Negocios*, 10(23), 168-177.

Engelman, R. M., Fracasso, E. M., Schmidt, S., & Zen, A. C. (2017). Intellectual capital, absorptive capacity and product innovation. *Management Decision*, 55(3), 474-490.

Escribano, A., Fosfuri, A., & Tribó, J. A. (2008). Managing external knowledge flows: The moderating role of absorptive capacity. *Research Policy*, 38(1), 96-105.

Expósito-Langa, M., Molina-Morales, F. X., & Capó-Vicedo, J. (2011). New Product Development and Absorptive Capacity in Industrial Districts: A Multidimensional Approach. *Regional Studies*, 45(3), 319–331.

Feser, E. J. (1998). Old and new theories of industry clusters. *Clusters and regional specialisation*, 18, 40.

Flatten, T. C., Engelen, A., Zahra, S. A., & Brettel, M. (2011). A measure of absorptive capacity: Scale development and validation. *European Management Journal*, 29(2), 98-116.

Franco, M., & Esteves, L. (2020). Inter-clustering as a network of knowledge and learning: multiple case studies. *Journal of Innovation & Knowledge*, 5(1), 39-49.

Garnica, A. G., & Rivero, A. A. L. (2009). Clúster y coo-petencia (cooperación y competencia) industrial: algunos elementos teóricos por considerar. *Problemas del Desarrollo*, 35(139).

Gennero, A., Liseras, N., Graña, F. y Calá, D. (2009). Características del proceso de generación y difusión del conocimiento tecnológico en dos distritos industriales del sector textil-confecciones. *Territorios*, 20(21), 87-110.

George, G., Zahra, S. A., Wheatley, K. K., & Khan, R. (2001). The effects of alliance portfolio characteristics and absorptive capacity on performance. *The Journal of High Technology Management Research*, 12(2), 205–226.

Ghinoi, S., De Vita, R., Steiner, B., & Sinatra, A. (2023). Family firm network strategies in regional clusters: evidence from Italy. *Small Business Economics*, 62(1), 87-103.

Giuliani, E. (2005). Cluster absorptive capacity. *European Urban And Regional Studies*, 12(3), 269-288.

González-Sánchez, R., Pelechano-Barahona, E., Alonso-Muñoz, S., & García-Muiña, F. E. (2020). Absorptive Routines and the Economic Impact of Incremental Innovations: Developing Continuous Improvement Strategies. *Journal Of Open Innovation Technology Market And Complexity*, 6(4), 167.

Graña, F. (2002). Análisis estratégico de ramas de actividad prioritarias. Rama metalmecánica. En: *Mar del Plata productiva: diagnóstico y elementos para una propuesta de desarrollo local* (pp. 105-113). UNMDP, FCEyS.

Graña, F. M. & Gonzalez Barros, A., Liseras, N., Mauro, L. M., Calá, D., Belmartino, A., & Bachmann, F. (2019). *Mapa productivo. Estudio global de las empresas industriales del Partido de General Pueyrredon*. UNMDP.

Grasso, F. & Kossakoff, S. (2016). *Estudio exploratorio de prioridades en el sector productor de bienes de capital*. CIECTI.

Grasso, F., Peirano, M. A., Moya, D., & Kossakoff, S. (2010). *La Industria Metalúrgica como factor estratégico para el desarrollo nacional: Evolución reciente, evidencias de cambio estructural y perspectivas*. Comunicación presentada en Segundo Congreso Anual AEDA.

Hair, J., Andersson, R., Tatham, R. & Black, W. (1998) *Multivariate data analysis*. Prentice.

Harrington, S. J., & Guimaraes, T. (2004). Corporate culture, absorptive capacity and IT success. *Information And Organization*, 15(1), 39-63.

Harris, R., & Yan, J. (2018). THE MEASUREMENT OF ABSORPTIVE CAPACITY FROM AN ECONOMICS PERSPECTIVE: DEFINITION, MEASUREMENT AND IMPORTANCE. *Journal Of Economic Surveys*, 33(3), 729-756.

Hervas-Oliver, J., Albors-Garrigos, J., De-Miguel, B., & Hidalgo, A. (2012). The role of a firm's absorptive capacity and the technology transfer process in clusters: How effective are technology centres in low-tech clusters? *Entrepreneurship And Regional Development*, 24(7-8), 523-559.

Hodgson, G. M. (1998). Evolutionary and competence-based theories of the firm. *Journal of Economic Studies*, 25(1), 25-56.

Hsu, M. S., Lai, Y. L., & Lin, F. J. (2014). The impact of industrial clusters on human resource and firms performance. *Journal of Modelling in Management*, 9(2), 141–159.

Huang, K. F., Yu, C. M. J., & Seetoo, D. H. (2012). Firm innovation in policy-driven parks and spontaneous clusters: the smaller firm the better?. *The Journal of Technology Transfer*, 37, 715-731.

Jankowska, B., Götz, M., & Główska, C. (2017). Intra-cluster cooperation enhancing SMEs' competitiveness-the role of cluster organisations in Poland. *Investigaciones Regionales-Journal of Regional Research*, (39), 195-214.

Jansen, J. J. P., Van Den Bosch, F. A. J., & Volberda, H. W. (2005). Managing Potential and Realized Absorptive Capacity: How do Organizational Antecedents Matter? *Academy Of Management Journal*, 48(6), 999-1015.

- Jiménez-Barrionuevo, M. M., García-Morales, V. J., & Molina, L. M. (2010). Validation of an instrument to measure absorptive capacity. *Technovation*, 31(5-6), 190-202.
- Kastelli, I., Dimas, P., Stamopoulos, D., & Tsakanikas, A. (2024). Linking digital capacity to innovation performance: The mediating role of absorptive capacity. *Journal of the Knowledge Economy*, 15(1), 238-272.
- Kay, L., Youtie, J., & Shapira, P. (2016). Inter-industry knowledge flows and sectoral networks in the economy of Malaysia. *Knowledge Management Research & Practice*, 14(3), 280-294.
- Knoben, J., Arikan, A., Van Oort, F., & Raspe, O. (2015). Agglomeration and firm performance: One firm's medicine is another firm's poison. *Environment And Planning A Economy And Space*, 48(1), 132-153.
- Kohlbacher, M., Weitlaner, D., Hollosi, A., Grünwald, S., & Grahl, H. (2013). Innovation in clusters: effects of absorptive capacity and environmental moderators. *Competitiveness Review An International Business Journal Incorporating Journal Of Global Competitiveness*, 23(3), 199-217.
- Krugman, P. (1991). *Geography and Trade*. The MIT Press.
- Kukalis, S. (2009). Agglomeration Economies and Firm Performance: The Case of Industry Clusters. *Journal Of Management*, 36(2), 453-481.
- Lai, Y., Hsu, M., Lin, F., Chen, Y., & Lin, Y. (2014). The effects of industry cluster knowledge management on innovation performance. *Journal Of Business Research*, 67(5), 734-739.
- Lan, W., & Zhangliu, W. (2012). Research on interactive learning, knowledge sharing and collective innovation in SMEs cluster. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 3(1), 24-29.
- Lane, P. J., Koka, B., & Pathak, S. (2006). The reification of absorptive capacity: A critical review and rejuvenation of the construct. *Academy of Management Review*, 31(4), 833-863.

- Laursen, K., Masciarelli, F., & Reichstein, T. (2015). A Matter of Location: The Role of Regional Social Capital in Overcoming the Liability of Newness in R&D Acquisition Activities. *Regional Studies*, 50(9), 1537–1550.
- Lazonick, W. (2006). The innovative firm. En *The Oxford Handbook of Innovation*. Oxford University Press.
- Levin, R. & Rubin, D. (2004). *Estadística para administración y economía* (4ª ed.). Pearson Educación.
- Li, C. (2015). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavior Research Methods*, 48(3), 936-949.
- Li, J., & Geng, S. (2012). Industrial clusters, shared resources and firm performance. *Entrepreneurship and Regional Development*, 24(5-6), 357-381.
- Liao, S. H., Fei, W. C., & Chen, C. C. (2007). Knowledge sharing, absorptive capacity, and innovation capability: an empirical study of Taiwan's knowledge-intensive industries. *Journal of information science*, 33(3), 340-359.
- Liseras, N., Graña, F. M., & Marcel, L. (2022). *Un estudio exploratorio de las relaciones intra e inter-cluster en la industria del Partido de General Pueyrredon*. Comunicación presentada en XXVII Reunión Anual de la Red PyMEs-MERCOSUR.
- Liseras, N., Graña, F. M., Alegre, P. & Marcel, L. (2024). *Mapa productivo del Partido de General Pueyrredon: edición 2024*. UNMDP.
- Mangematin, V., & Nesta, L. (1999). What kind of knowledge can a firm absorb? *International Journal Of Technology Management*, 18(3/4), 149.
- Marshall, A. (1890). *Principles of economics*. Palgrave Macmillan.
- Marshall, A. (1919). *Industry and Trade*. Palgrave Macmillan.
- Martin, R., & Sunley, P. (2003). Deconstructing clusters: chaotic concept or policy panacea? *Journal Of Economic Geography*, 3(1), 5-35.

Martinez-Sanchez, A., & Lahoz-Leo, F. (2018). Supply chain agility: a mediator for absorptive capacity. *Baltic Journal Of Management*, 13(2), 264-278.

Martinez-Sanchez, A., Perez-Perez, M., & Vicente-Oliva, S. (2019). Absorptive capacity and technology: influences on innovative firms. *Management Research The Journal Of The Iberoamerican Academy Of Management*, 17(3), 250-265.

Maskell, P y Malmberg, A. (1999). Localised learning and industrial competitiveness. *Cambridge Journal of Economics*, 23(2), 167-185.

Mauro, L. & Graña, F. (2011). *Circulación de conocimientos y de productos en Sistemas Productivos Locales: El cluster naval Mar del Plata*. UNMDP, FCEyS.

McAdam, R., & Hazlett, S. A. (2010). An absorptive capacity interpretation of Six Sigma. *Journal Of Manufacturing Technology Management*, 21(5), 624-645.

Mendes, T., Braga, V., Silva, C., & Braga, A. (2023). The speed of internationalization in regionally clustered family firms: a deeper understanding of innovation activities and cluster affiliation. *Review of Regional Research*, 1-58.

Michaelis, B., Rogbeer, S., Schweizer, L., & Oezleblebici, Z. (2021). Clarifying the boundary conditions of value creation within dynamic capabilities framework: a grafting approach. *Review of Managerial Science*, 15(6), 1797–1820.

Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas (2016). *Maquinaria Agrícola*. (Informes de Cadenas de Valor N° 8). Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas.

Molina-Morales, F. X. (2001). European industrial districts: Influence of geographic concentration on performance of the firm. *Journal Of International Management*, 7(4), 277-294.

Molina-Morales, F. X., & Martínez-Fernández, M. T. (2003). The impact of Industrial District affiliation on firm value creation. *European Planning Studies*, 11(2), 155-170.

Murovec, N., & Prodan, I. (2009). Absorptive capacity, its determinants, and influence on innovation output: Cross-cultural validation of the structural model. *Technovation*, 29(12), 859-872.

Muscio, A. (2007). THE IMPACT OF ABSORPTIVE CAPACITY ON SMEs' COLLABORATION. *Economics Of Innovation And New Technology*, 16(8), 653-668.

Nagati, H., & Rebolledo, C. (2012). The role of relative absorptive capacity in improving suppliers' operational performance. *International Journal Of Operations & Production Management*, 32(5), 611-630.

Nelson, R. R. & Winter, S. G. (1985). An Evolutionary Theory of Economic Change. *The Economic Journal*, 93(371), 652.

Nieto, M., & Quevedo, P. (2004). Absorptive capacity, technological opportunity, knowledge spillovers, and innovative effort. *Technovation*, 25(10), 1141-1157.

Olea-Miranda, J., Contreras, O. F., & Barcelo-Valenzuela, M. (2016). Las capacidades de absorción del conocimiento como ventajas competitivas para la inserción de pymes en cadenas globales de valor. *Estudios Gerenciales*, 32(139), 127–136.

Oltra, M. J., & Flor, M. (2003). The Impact of Technological Opportunities and Innovative Capabilities on Firms' Output Innovation. *Creativity And Innovation Management*, 12(3), 137-144.

Oprime, P. C., Tristão, H. M., & Pimenta, M. L. (2011). Relationships, cooperation and development in a Brazilian industrial cluster. *International Journal Of Productivity And Performance Management*, 60(2), 115-131.

Oyeyinka, B. O. (2005). Inter-firm collaboration and competitive pressures: SME footwear clusters in Nigeria. *International Journal of Technology and Globalisation*, 1(3/4), 343.

Parrilli, M. D., & Sacchetti, S. (2008). Linking learning with governance in networks and clusters: Key issues for analysis and policy. *Entrepreneurship and Regional Development*, 20(4), 387-408.

Peirano, F., Carregal, C. & Peirano, M. (2017). El complejo productivo de bienes de capital: entre el carácter estratégico, la expansión y los límites estructurales. En *Manufactura y cambio estructural: aportes para pensar la política industrial en la Argentina* (pp 201-242). CEPAL.

Penrose, E. (1959). *The theory of the growth of the firm*. Oxford University Press.

Petroni, A., & Panciroli, B. (2002). Innovation as a determinant of suppliers' roles and performances: an empirical study in the food machinery industry. *European Journal Of Purchasing & Supply Management*, 8(3), 135-149.

Phuong, L. N., Tuan, K. C., Duc, N. N., & Thi, U. N. (2022). The Impact of Absorption Capability, Innovation Capability, and Branding Capability on Firm Performance—An Empirical Study on Vietnamese Retail Firms. *Sustainability*, 14(11), 6422.

Porter, M. E. (1990). *The competitive advantage of nations*. The Free Press.

Porter, M. E. (1998). Clusters and the new economics of competition. *Harvard Business Review*, 76(6), 77-90.

Porter, M. E. (2000). Location, Competition, and Economic Development: Local Clusters in a Global Economy. *Economic Development Quarterly*, 14(1), 15-34.

Proprius, L. D. (2002). Types of innovation and inter-firm co-operation. *Entrepreneurship & Regional Development*, 14(4), 337–353.

Pucci, T., Brumana, M., Minola, T., & Zanni, L. (2017). Social capital and innovation in a life science cluster: the role of proximity and family involvement. *The Journal Of Technology Transfer*, 45(1), 205-227.

Rosenthal, S. S., & Strange, W. C. (2004). Evidence on the nature and sources of agglomeration economies. En *Handbook of regional and urban economics* (pp. 2119-2171). Elsevier.

Rotundo, G. J. Z., & Arias, A. H. (2018). Capacidad de absorción: revisión de la literatura y un modelo de sus determinantes. *Retos*, 8(16), 121-140.

Sacchetti, S. (2009). Why, where and with whom do you link? The nature and motivations of linkages within and outside an Italian local system. *Regional Studies*, 43(2), 197-209.

Sarmiento del Valle, S. (2017). Clúster: alternative for regional growth. *Dimensión Empresarial* 15(2), 169-187.

Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación (2019). *Guía para una producción sustentable: sector metalmecánico*. Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación.

Silberston, A. (1972). Economies of Scale in Theory and Practice. *The Economic Journal*, 82(325), 369.

Soo, C. W., Devinney, T. M., & Midgley, D. F. (2007). External knowledge acquisition, creativity and learning in organisational problem solving. *International Journal Of Technology Management*, 38(1/2), 137.

Stinchcombe, A. (1965). Social structure and organizations. En: March, J. (ed.) *Handbook of Organizations*. Rand-McNally.

Stock, G. N., Greis, N. P., & Fischer, W. A. (2001). Absorptive capacity and new product development. *The Journal Of High Technology Management Research*, 12(1), 77-91.

Susanto, D. (2021). SME Inter-Clustering Linkage of East Java: Among Business Strategy and Cooperatives. *Journal of Developing Economies*, 6(2), 174-185.

Takeda, Y., Kajikawa, Y., Sakata, I., & Matsushima, K. (2008). An analysis of geographical agglomeration and modularized industrial networks in a regional cluster: A case study at Yamagata prefecture in Japan. *Technovation*, 28(8), 531-539.

Teece, D. J. (2019). A capability theory of the firm: an economics and (strategic) management perspective. *New Zealand Economic Papers*, 53(1), 1-43.

Teece, D.J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.

- Tsai, W. (2001). Knowledge Transfer in Intraorganizational Networks: Effects of Network Position and Absorptive Capacity on Business Unit Innovation and Performance. *Academy Of Management Journal*, 44(5), 996-1004.
- Tu, Q., Vonderembse, M. A., Ragu-Nathan, T., & Sharkey, T. W. (2005). Absorptive capacity: Enhancing the assimilation of time-based manufacturing practices. *Journal Of Operations Management*, 24(5), 692-710.
- Ukpabio, M. G., Adeyeye, A. D., & Oluwatope, O. B. (2016). Absorptive capacity and product innovation: new evidence from Nigeria. *Innovation And Development*, 6(2), 213-233.
- Ulvenblad, P., & Barth, H. (2021). Liability of smallness in SMEs – Using co-creation as a method for the ‘fuzzy front end’ of HRM practices in the Forést industry. *Scandinavian Journal Of Management*, 37(3), 101-159.
- Unión Industrial Argentina (2008) *Debilidades y desafíos tecnológicos del sector productivo. Capítulo Metalmecánica*. (Informe Final). UIA.
- Vakulenko, M. (2020). The moderating role of innovation capability in the relationship between the liability of smallness and innovative outputs. *Technology Analysis And Strategic Management*, 33(8), 914-926.
- Vega-Jurado, J., Gutiérrez-Gracia, A., & Fernández-de-Lucio, I. (2008). Analyzing the determinants of firm’s absorptive capacity: beyond R&D. *R&D Management*, 38(4), 392–405.
- Wooldridge, J. (2010) *Introducción a la econometría. Un enfoque moderno* (4ª ed.). Thomson Editores Spain.
- Walcott, S. (2020). Industrial parks. En *International Encyclopedia of Human Geography* (2 ed.) (pp. 243-247). Elsevier.
- Wu, X., Geng, S., Li, J., & Zhang, W. (2010). Shared Resources and Competitive Advantage in Clustered Firms: The Missing Link. *European Planning Studies*, 18(9), 1391-1410.

Zahra, S. A., & George, G. (2002). Absorptive Capacity: A Review, Reconceptualization, and Extension. *Academy Of Management Review*, 27(2), 185-203.

Zapata-Cantu, L., Rialp, J., & Rodríguez, A. O. (2020). Relative absorptive capacity as a booster of innovation in an automotive cluster. *Competitiveness Review An International Business Journal Incorporating Journal Of Global Competitiveness*, 30(2), 175-193.

Zhang, S., & Li, X. (2008). Managerial ties, firm resources, and performance of cluster firms. *Asia Pacific Journal of Management*, 25(4), 615–633.

## Anexos

### Anexo I: Variable de capacidad de absorción (promedio ponderado)

En la Tabla N°13 se presenta la ponderación asignada a cada variable dentro de cada dimensión para calcular la capacidad de absorción de conocimiento (CA).

**Tabla N°13: Ponderación de las variables de CA**

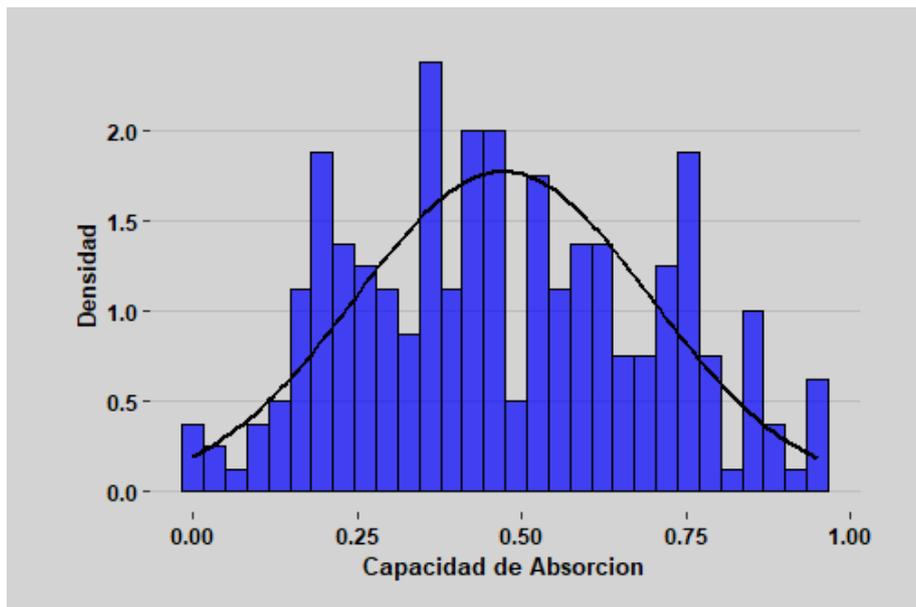
<b>Dimensión</b>	<b>Variable</b>	<b>Ponderación</b>
<b>Capacidad de adquisición</b>	<b>Universidades nacionales</b>	10%
	<b>Universidades privadas</b>	10%
	<b>INTI / INTA / INIDEP</b>	10%
	<b>Centros tecnológicos / Laboratorios</b>	10%
	<b>Otras empresas</b>	30%
	<b>Institutos de formación técnica</b>	15%
	<b>Consultoría externa</b>	15%
<b>Capacidad de asimilación</b>	<b>Ocupados calificados</b>	40%
	<b>Capacitaciones</b>	40%
	<b>Bienes de capital</b>	10%
	<b>Software y hardware</b>	10%
<b>Capacidad de transformación</b>	<b>I+D</b>	40%
	<b>Diseño industrial e ingeniería</b>	5%
	<b>Mejoras de comercialización</b>	5%
	<b>Mejoras de gestión</b>	5%
	<b>Normas de calidad</b>	15%
	<b>Programas de mejora continua</b>	15%
	<b>Tecnologías digitales</b>	15%
<b>Capacidad de explotación</b>	<b>Producto nuevo</b>	25%

	Producto mejorado	25%
	Proceso nuevo	25%
	Proceso mejorado	25%

*Fuente: Elaboración propia.*

En el Gráfico N°10 se muestra la distribución de la variable de CA obtenida a partir del promedio ponderado de las variables seleccionadas.

**Gráfico N°10: Histograma de la variable de CA (promedio ponderado)**



*Fuente: Elaboración propia.*

## Anexo II: Script de R

```
library(haven)
library(lavaan)
library(lmtest)
library(stargazer)

base<-as.data.frame(read_sav("Base.sav"))
attach(base)

# AFC

modelo <- '
adquisicion =~ publicas + privadas + inti + laboratorios + institutos + empresas +
consultorias
asimilacion =~ calificados + capacita + p27.2 + p27.3
transformacion =~ p27.1 + p27.5 + p27.6 + p27.7 + calidad + mcontinua + tecno
explotacion =~ p29.1 + p29.2 + p29.3 + p29.4
'

 analisis<-cfa(modelo, orthogonal = FALSE, data = base, estimator = "WLSMV", ordered
= c("publicas", "privadas", "inti", "laboratorios", "institutos", "empresas", "consultorias",
"calificados", "capacita", "p27.2", "p27.3", "p27.1", "p27.5", "p27.6", "p27.7", "calidad",
"mcontinua", "tecno", "p29.1", "p29.2", "p29.3", "p29.4"))
summary( analisis, fit.measures = TRUE, standardized = TRUE)
variables<-as.data.frame(lavPredict( analisis))
base<-cbind(base, variables)
base$potencial<-(base$adquisicion + base$asimilacion)/2
base$realizada<-(base$transformacion + base$explotacion)/2
base$absorcion<-(base$potencial + base$realizada)/2
attach(base)

# MODELOS

mod1<-lm(scale(absorcion2) ~ factor(articula) + factor(tamaño) + factor(antigüedad) +
factor(familiar) + factor(rama), data = base)
bptest(mod1)

mod2<-lm(scale(absorcion2) ~ factor(articula) + factor(tamaño) + factor(antigüedad) +
factor(familiar) + factor(rama) + factor(parque), data = base)
bptest(mod2)
```