



Los costos y beneficios de innovar: evidencia causal de los programas y servicios públicos de innovación en el desempeño de las empresas manufactureras peruanas

JOSE CORTEZ FLORES

Universidad Nacional Mayor de San Marcos

jose.cortez5@unmsm.edu.pe

Resumen. El estudio evalúa el impacto de los programas públicos de apoyo a la innovación y los servicios tecnológicos en el desempeño empresarial de firmas peruanas, utilizando microdatos de la Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y Empresas de Servicios Intensivas en Conocimiento (Eniimesic) 2018 y el estimador *inverse probability weighted regression adjustment* (IPWRA). Este enfoque doblemente robusto permite identificar efectos causales del tratamiento bajo el supuesto de independencia condicional. Los resultados muestran un panorama heterogéneo: los programas impulsaron significativamente la innovación y las exportaciones, pero no se asociaron a mejoras inmediatas en las ventas internas. En promedio, las empresas beneficiarias exhiben una probabilidad 19 p. p. mayor de introducir innovaciones de producto o proceso, y un incremento superior al 100% en exportaciones respecto a las no tratadas. Sin embargo, se observa una reducción promedio del 31% en ventas y una menor concentración de ingresos en el producto principal, lo que sugiere procesos de diversificación productiva acompañados de ajustes transitorios. Al diferenciar por tipo de intervención, los subsidios a la innovación presentan efectos más marcados en innovación de producto y exportaciones, mientras los servicios tecnológicos destacan por su influencia en innovación de proceso y diversificación. Estos resultados reflejan un posible *trade-off* temporal entre actividades innovativas y desempeño comercial de corto plazo. Desde una perspectiva de política pública, los hallazgos subrayan la necesidad de coordinar los instrumentos de apoyo, reforzar el acompañamiento posterior y aprovechar el seguimiento de la próxima Eniimesic 2025 para evaluar la sostenibilidad de los efectos observados.

Palabras clave: evaluación de impacto, desempeño empresarial, IPWRA, programas públicos, Perú, servicios de innovación, manufactura.

The Costs and Benefits of Innovation: Causal Evidence from Public Innovation Programs and Services on the Performance of Peruvian Manufacturing Firms

Summary. This study assesses the impact of public programs supporting innovation and technological services on the business performance of Peruvian firms, using microdata from the National Innovation Survey in the Manufacturing Industry and Knowledge-Intensive Service Firms (Eniimesic) 2018 and the Inverse Probability Weighted Regression Adjustment (IPWRA) estimator. This doubly robust approach allows identifying causal effects of treatment under the conditional independence assumption. Results reveal a heterogeneous landscape: public programs significantly enhanced innovation and exports but did not lead to immediate improvements in domestic sales. On average, beneficiary firms exhibit a 19-percentage-point higher likelihood of introducing product or process innovations and more than a 100% increase in exports compared to non-beneficiaries. However, a 31% reduction in sales and a lower concentration of revenues in the main product are observed, suggesting productive diversification processes accompanied by short-term adjustments. When distinguishing by intervention type, innovation subsidies show stronger effects on product innovation and exports, while technological services primarily foster process innovation and diversification. These findings indicate a potential short-term trade-off between innovative activities and commercial performance. From a public policy perspective, the results highlight the need for better coordination among support instruments, stronger post-program follow-up, and the use of the upcoming ENIIMESIC 2025 survey to assess the persistence and sustainability of these effects.

Keywords: innovation policy, impact evaluation, firm performance, IPWRA, public programs, Peru, innovation services.

1. Introducción: Innovación, políticas y desempeño empresarial

1.1 Marco conceptual y evidencia internacional y latinoamericana

La innovación se ha convertido en un eje central del desarrollo económico global. Desde los trabajos pioneros de Schumpeter (1934, 1942), quien argumentó que la innovación es el motor fundamental del crecimiento económico mediante el proceso de destrucción creativa, hasta las teorías de crecimiento endógeno de Romer (1990), que formalizan el papel del conocimiento como factor acumulativo del crecimiento sostenido, existe consenso en que la capacidad innovadora de las naciones determina en gran medida su competitividad y productividad.

En las últimas décadas, la economía mundial se ha vuelto más intensiva en conocimiento: el gasto global en I+D casi se triplicó, de US\$ 1 billón en 2000 a más de US\$ 2,75 billones en 2023, elevando su participación del 1,5% al 2% del PIB mundial (Unesco, 2023; World Bank, 2024). La evidencia empírica reciente confirma que la innovación sigue siendo clave para la competitividad en el contexto de la digitalización y la globalización del conocimiento (Busom & Vélez-Ospina, 2017; Becker, 2020; OECD, 2025). Organismos como la OCDE (OECD, 2013), el FMI (IMF, 2020) y el Banco Mundial (2021) destacan su papel como motor del crecimiento sostenible y el bienestar social, impulsado por políticas que fomentan la inversión en conocimiento y capital humano. En línea con la teoría del crecimiento endógeno, el capital humano, la innovación y el conocimiento son determinantes del crecimiento económico (Solow, 1956; Romer, 1990; Aghion & Howitt, 1992; Nelson & Phelps, 1966). Los países con mayores inversiones en innovación presentan aumentos superiores de productividad y competitividad (Freeman & Soete, 1997; OECD, 2019; WIPO, 2024), y se estima que el capital basado en conocimiento explica entre el 20% y el 34% del crecimiento de la productividad laboral en economías avanzadas (OECD, 2019; IMF, 2020).

En el contexto contemporáneo, marcado por la digitalización y las transiciones ecológicas, la innovación continúa siendo un motor esencial del crecimiento y la resiliencia económica (OECD, 2024; WIPO, 2024). Los enfoques teóricos de Schumpeter (1942), Romer (1990) y Aghion y Howitt (1992) explican este papel articulando la relación entre conocimiento, competencia e innovación: la «destrucción creativa» impulsa la renovación productiva, mientras que la acumulación de conocimiento endógeno sostiene el crecimiento de largo plazo. En la actualidad, la literatura empírica reafirma esta conexión, mostrando que las economías más intensivas en innovación logran mayores incrementos de productividad y competitividad (Becker, 2020; IMF, 2024).

La evidencia empírica confirma de forma robusta la relación entre innovación y desempeño económico. En economías emergentes, las empresas que innovan muestran mayores niveles de productividad (Busom & Vélez-Ospina, 2017; Crespi, Tacsir, & Vargas, 2016), influenciadas por factores como capacidades gerenciales, capital humano y acceso a mercados. A nivel macroeconómico, la innovación –medida por gasto en I+D, patentes o adopción tecnológica– se correlaciona con el crecimiento de la productividad (Griliches, 1992; Mohnen, Mairesse, & Notten, 2025; OECD, 2025). En el plano microeconómico, las firmas innovadoras presentan mayores beneficios financieros y supervivencia (Geroski, Machin, & Van Reenen, 1993), mientras que la capacidad de absorción resulta clave para transformar conocimiento externo en innovación (Cohen & Levinthal, 1990; Zahra & George, 2002; Zuo, Huang, & Xu, 2022).

Las restricciones financieras siguen siendo un obstáculo estructural: los proyectos innovadores enfrentan problemas de crédito y subinversión (Hall & Lerner, 2010; Brown, Fazzari, & Petersen, 2009), afectando especialmente a pymes en economías emergentes (Crespi & Zúñiga, 2021; González & Hall, 2022). Estudios recientes confirman que la falta de capacidades técnicas limita el impacto del crédito (Ayalew & Zhang, 2019; George *et al.*, 2025), y que los fondos públicos cumplen un rol contracíclico (Howell, 2017). Los subsidios y créditos fiscales complementan la inversión privada, dependiendo de su focalización y de la capacidad de absorción empresarial (Czarnitzki, Hanel, & Rosa, 2021; Cappelli, Czarnitzki, & Kraft, 2023; Aboal & Garda, 2015), en línea con la evidencia de que la inversión pública en I+D refuerza la privada (David, Hall, & Toole, 2000; Howell, 2017; González & Hall, 2022).

La literatura también muestra que los efectos de la innovación sobre productividad y ventas son no lineales: pueden ser nulos o negativos en el corto plazo, pero positivos en el mediano y largo plazo debido a la curva de aprendizaje y los costos de ajuste (Roper, Du, & Love, 2008; Hall, Lotti, & Mairesse, 2009; Becker, 2020; Zúñiga, 2024). En economías emergentes, la «paradoja de la innovación» refleja que los resultados dependen de capacidades complementarias en gestión, comercialización y financiamiento (Cirera & Maloney, 2017; World Bank, 2017; Becker, 2020). En conjunto, la evidencia internacional sostiene que la innovación impulsa el crecimiento y la competitividad, pero sus retornos dependen del entorno institucional y de políticas que faciliten la transformación del conocimiento en resultados económicos (Aghion & Howitt, 2009; Becker, 2020).

En el plano teórico, la relación entre innovación y crecimiento se sus-
tenta en varias corrientes. La visión schumpeteriana clásica plantea que la

competencia basada en innovación –a través de nuevos productos, procesos y modelos de negocio– genera un proceso de destrucción creativa que renueva las estructuras productivas y alimenta el progreso (Schumpeter, 1942). Los modelos de crecimiento endógeno formalizados por Romer (1990) y Aghion y Howitt (1992) integran la tecnología y el conocimiento como motores acumulativos del crecimiento sostenido, mientras que la escuela de sistemas nacionales de innovación enfatiza la interacción entre empresas, universidades y Gobierno en la generación de capacidades (Freeman & Soete, 1997; Lundvall, 1992).

Desde otra perspectiva, Arrow (1962) y posteriores economistas de la innovación señalaron las fallas de mercado inherentes a la actividad innovadora –como la naturaleza pública del conocimiento, la incertidumbre y las asimetrías de información–, que justifican la intervención pública. Así, el Estado cumple un rol correctivo mediante subsidios, cofinanciamiento o incentivos fiscales para la I+D (Arrow, 1962; Hall & Lerner, 2010).

Existe consenso internacional sobre la relevancia de las políticas públicas para promover la innovación. Las economías industrializadas aplican instrumentos como incentivos fiscales, subvenciones y créditos blandos (OECD, 2015; IMF, 2024; World Bank, 2021). En los Estados Unidos, el programa SBIR ha mostrado efectos positivos en el desempeño innovador (Link & Scott, 2010); en Europa, los programas marco de I+D y las redes Eureka y Horizon Europe fortalecen la cooperación público-privada (Czarnitzki & Lopes-Bento, 2014; Becker, 2015); y en Asia, Corea del Sur y Singapur combinan una fuerte inversión pública en I+D con apoyo a startups tecnológicas (Lee, 2013; Wong, Ping, & Singh, 2005). En economías emergentes, los fondos de innovación también han demostrado eficacia: en Uruguay, estimulan la inversión privada (Aboal & Garda, 2015) y, a nivel global, los fondos públicos cumplen un papel contracíclico al compensar la caída del crédito privado (Howell, 2017). En conjunto, la evidencia confirma que políticas bien focalizadas fortalecen los ecosistemas innovadores y aumentan la resiliencia económica.

La evidencia empírica muestra que US\$ 1 de subsidio público en I+D puede inducir más de US\$ 1 de gasto privado adicional, especialmente entre pymes o sectores de alta tecnología (Becker, 2015; Brown *et al.*, 2009; David *et al.*, 2000). Sin embargo, el diseño institucional es crítico: la OCDE (OECD, 2015) advierte que, sin mecanismos focalizados, los apoyos tienden a concentrarse en grandes empresas con mayor capacidad de absorción, limitando la inclusión de pymes. Por ello, las estrategias exitosas combinan apoyo financiero, fortalecimiento de capacidades tecnológicas, desarrollo de talento y políticas de demanda, como compras públicas innovadoras (OECD, 2018; IMF, 2024; metaanálisis, 2025).

En América Latina, la región enfrenta rezagos significativos en innovación, con inversión promedio en I+D cercana al 0,5% del PIB, frente al 2,5% de la OCDE (World Bank, 2017; OECD, 2023). Incluso las economías más grandes –Brasil, México y Argentina– raramente superan el 0,8%, mientras que otras invierten menos del 0,2%. Consecuentemente, solo entre el 30% y el 50% de las empresas latinoamericanas introducen innovaciones en un trienio (Crespi & Zúñiga, 2012; BID, 2022; Vargas, Castillo, & Zúñiga, 2022; Álvarez, Benavente, & Crespi, 2024).

No obstante, estudios empíricos confirman que, cuando las firmas latinoamericanas logran innovar, obtienen mejoras en exportaciones y productividad (Bravo-Ortega, Benavente, & González, 2014; Raffo, Lhuillery, & Miotti, 2008). Sin embargo, la intensidad innovadora promedio es baja y los retornos se ven limitados por obstáculos estructurales como el financiamiento, la falta de personal calificado y la débil vinculación universidad-empresa (Crespi & Zúñiga, 2012; Cirera & Maloney, 2017).

En las últimas dos décadas, con apoyo del Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2014, 2023) y la OCDE (OECD, 2018), varios países latinoamericanos implementaron políticas integrales de innovación: fondos competitivos (Chile, Colombia, Brasil), estímulos fiscales (México) y redes de extensión tecnológica (Argentina, Uruguay). Los estudios comparativos de Navarro, Benavente y Crespi (2016) y del BID (2014) concluyen que la coordinación institucional y la combinación de instrumentos financieros, tecnológicos y de capital humano son determinantes del éxito. América Latina muestra rezago en inversión e intensidad innovadora, pero avanza hacia modelos más coordinados de política pública, acumulando evidencia empírica valiosa para orientar el diseño futuro de sus programas (BID, 2023; OECD, 2023). Estudios más recientes ratifican esta tendencia, destacando avances en programas de innovación empresarial y fortalecimiento de capacidades tecnológicas en la región (BID, 2023; Álvarez, 2024).

1.2 Contexto Perú: panorama 2015-2017

El caso del Perú ejemplifica muchos de estos desafíos regionales: un gasto nacional en I+D de solo el 0,16% del PIB en 2022 (Concytec, 2023; Unesco, 2023), uno de los más bajos de la región, y una estructura empresarial dominada por pymes con capacidades limitadas para innovar. Este panorama coincide con el diagnóstico del BID (2023) y de Álvarez *et al.* (2024), quienes subrayan que el rezago del Perú en inversión en I+D limita la competitividad manufacturera regional.

El diagnóstico de la estructura productiva nacional confirma la importancia estratégica del sector manufacturero para la economía peruana, tanto por su contribución al producto interno bruto (PIB) como por su rol generador

de empleo formal. Este sector representa uno de los principales espacios de aplicación de políticas de innovación productiva y tecnológica, por lo que su evolución es clave para entender las dinámicas del desempeño empresarial.

Tabla 1
Estadísticas del sector manufacturero

Año	PIB manufacturero (millones de soles de 2007)	Aporte al PIB nacional (%)	N.º de trabajadores	Variación del empleo (%)	Variación de la producción industrial (%)
2016	66 783	13,3%	1 541 717	+2,7%	-1,4%
2017	66 674	13,1%	1 550 967	+0,6%	-0,2%
2018	71 062	13,3%	1 504 831	-3,0%	+5,9%
2019	69 857	12,8%	1 519 879	+1,0%	-1,7%
2020	60 707	12,4%	1 263 487	-16,8%	-12,6%
2021	71 702	13,0%	2 169 086	+71,7%	+18,7%
2022	47 639	13,0%	—	—	+2,1%

Fuente: estadística industrial mensual – INEI, Produce.

Las cifras de la tabla 1 evidencian la relevancia del sector manufacturero como motor de crecimiento e innovación en el Perú, justificando políticas públicas orientadas a fortalecer sus capacidades tecnológicas y de aprendizaje. En este marco, el Estado ha implementado instrumentos como Innóvate Perú (actual ProInnovate), los Centros de Innovación Productiva y Transferencia Tecnológica (CITE) y los incentivos tributarios a la I+D+i de la Ley N.º 30309 (Produce, 2023; Rosário, Varum, & Botelho, 2022). Su eficacia depende de la articulación con universidades, centros tecnológicos y capacidades empresariales (Seclén-Luna, 2023; OECD, 2023).

Según la Eniimesic 2018, solo el 44,6% de las empresas industriales medianas y grandes innovó entre 2015 y 2017, principalmente en procesos (37,3%), lo que refleja una orientación hacia la eficiencia más que hacia la diversificación de productos (INEI & Produce, 2019; Paus, 2022). Este bajo desempeño se asocia a restricciones financieras, escasez de capital humano especializado –el Perú presenta uno de los menores índices de investigadores per cápita de la región–, débil vinculación universidad-empresa y predominancia de pymes con recursos limitados (Unesco, 2021; OECD, 2016; Banco Mundial, 2019).

Para enfrentar estas limitaciones, el Gobierno creó programas como el Fincyt (2006), luego transformado en Innóvate Perú (2014), con apoyo del BID, para cofinanciar proyectos de innovación y transferencia tecnológica (Crespi & Zúñiga, 2012; BID, 2014). Asimismo, la Red CITE (desde 2012)

ofrece servicios tecnológicos y capacitación en sectores clave, consolidándose junto a Innóvate Perú como pilares de la política nacional de innovación productiva (Produce, 2023).

No obstante, la evidencia empírica sobre su impacto sigue siendo limitada. Aunque estudios recientes reportan correlaciones positivas entre apoyo público y desempeño empresarial (Rosário *et al.*, 2022; Seclén-Luna, 2023), aún no se dispone de evaluaciones causales sólidas. Persiste, por tanto, un vacío de investigación sobre la efectividad de los programas públicos de innovación y su capacidad para traducir el apoyo financiero o tecnológico en mejoras de productividad, ventas o exportaciones.

La investigación utiliza microdatos de la Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y Empresas de Servicios Intensivos en Conocimiento 2018 y aplica métodos econométricos de evaluación de impacto –específicamente el estimador IPWRA (*inverse probability weighted regression adjustment*)– que permiten identificar efectos causales bajo un enfoque de doble robustez. Este diseño busca responder la siguiente pregunta de investigación: ¿en qué medida la participación en programas públicos de apoyo a la innovación y/o servicios tecnológicos y de innovación brindados por centros de innovación o extensionismo tecnológico ha influido en la capacidad de innovar y en el desempeño productivo, comercial y exportador de las empresas manufactureras peruanas? De este modo, el estudio se alinea con la literatura reciente que analiza la efectividad de las medidas públicas de innovación en economías emergentes, contribuyendo a cerrar la brecha empírica identificada por Crespi y Zúñiga (2021) y Busom y Vélez-Ospina (2017).

Finalmente, para orientar al lector, la estructura del documento es la siguiente: la primera sección presenta el marco conceptual y la revisión de la literatura relevante; la segunda sección describe la metodología y las fuentes de datos empleadas; la tercera sección expone los resultados; y la última sección ofrece conclusiones y recomendaciones de política.

2. Base de datos y metodología

2.1 Base de datos

La fuente principal de datos es la Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y Empresas de Servicios Intensivos en Conocimiento (Eniimesic) 2018, elaborada por el INEI en coordinación con Produce. Su objetivo es generar información estadística representativa sobre las actividades de innovación empresarial en el Perú para orientar políticas públicas de fomento a la innovación. La encuesta tiene cobertura nacional,

abarca los sectores manufacturero y de servicios intensivos en conocimiento¹, y su período de referencia corresponde al trienio 2015-2017 (INEI, 2019).

La unidad de análisis es la empresa formal con ventas netas anuales superiores a 150 UIT (UIT-2017 = S/ 4050), equivalentes a S/ 607 500 o aproximadamente US\$ 186 400, considerando un tipo de cambio promedio de S/ 3,26 por dólar según el BCRP (2017). Este umbral, asociado a medianas y grandes empresas, garantiza que la muestra incluya firmas con escala suficiente para realizar actividades de innovación (INEI, 2019). La encuesta aplicó un diseño muestral probabilístico estratificado por sector y tamaño, con un estrato autorrepresentado de grandes empresas, logrando una muestra efectiva de 2229 empresas. Dichas observaciones se expanden mediante factores de elevación oficiales para representar un universo de 16 636 empresas (Produce, 2019). En los análisis econométricos, estos factores se usan como ponderadores de probabilidad para asegurar la representatividad poblacional y corregir posibles sesgos de muestreo.

Según el Ministerio de la Producción (2018), el 42% de las empresas manufactureras realizaron algún tipo de innovación durante el período analizado, registrando un incremento promedio del 18% en productividad, mientras que aquellas que no innovaron no mostraron mejoras significativas (INEI & Produce, 2019). Entre 2015 y 2017, el gasto empresarial en I+D+i presentó un comportamiento fluctuante, con un pico en 2017 (S/ 3563 millones) y un promedio anual de S/ 3168 millones, lo que refleja una inversión reactiva ante las condiciones económicas o los incentivos públicos, más que una estrategia sostenida de innovación. Además, el 55,4% de las empresas no realizaron actividades innovadoras, evidenciando limitaciones estructurales y de recursos en el sector empresarial peruano.

Las empresas innovadoras muestran una alta dependencia tecnológica externa: el 67% invierte en adquisición o alquiler de bienes y servicios, mientras que solo el 18,3% destina recursos a investigación y desarrollo (I+D), lo que evidencia una baja capacidad de generación interna de conocimiento. Este patrón es coherente con lo señalado en la sección II.D, donde el 54,1% de las firmas innovadoras priorizan procesos productivos sobre la diversificación de productos, reflejando que la innovación en productos –clave para la diferenciación competitiva– aún no constituye una prioridad en la industria nacional.

Asimismo, se observa una reducción del gasto en I+D dentro del total invertido en I+D+i, pasando del 10,4% en 2015 a un promedio de 7,8% en

1 Según la Clasificación CIIU Revisión 4, son empresas clasificadas en las secciones C, J y M.

2017. Esta tendencia sugiere que las empresas concentran sus esfuerzos en actividades de innovación menos orientadas a la creación de conocimiento propio, lo que podría limitar la capacidad de innovación disruptiva y la competitividad internacional del sector (Produce, 2019; INEI & Produce, 2019).

Tabla 2
Estadísticas de innovación en la industria manufacturera (2015-2017)

Indicador	2015	2016	2017	Promedio anual / total
Inversión empresarial en I+D+i (millones de soles)	3188	2754	3563	3168
Nivel de innovación en empresas privadas (2015–2017)	<ul style="list-style-type: none"> • Innovativas: 44,6% (4409) • No innovativas: 55,4% (5485) 			
Distribución de actividades innovadoras (empresas con ≥1 proceso innovador, %)	<ul style="list-style-type: none"> • Adquisición o alquiler de bienes: 67,0% • Ingeniería, diseño y otras: 39,8% • Desarrollo o adquisición de <i>software</i>: 32,2% • <i>Marketing</i> y valor de marca: 23,6% • Capacitación para actividades innovadoras: 20,0% • Investigación y desarrollo: 18,3% • Propiedad intelectual: 13,2% • Investigación y desarrollo externo: 5,1% 			
Tipos de innovación implementados (2015-2017)	<ul style="list-style-type: none"> • Solo productos: 8,6% • Solo procesos: 37,3% • Productos y procesos: 54,1% 			
Proporción del gasto empresarial destinado a I+D (% del total I+D+i)	10,4%	7,0%	6,1%	7,8%

Fuente: Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y Empresas de Servicios Intensivos en Conocimiento 2018 – INEI

Las diferencias en la periodicidad de los indicadores responden a la metodología oficial del INEI y el Ministerio de la Producción. Los datos de inversión empresarial en I+D+i se presentan anualmente (2015, 2016 y 2017), mientras que los indicadores de nivel de innovación, actividades y tipos de innovación se reportan en un período trianual (2015-2017), correspondiente al marco acumulado de referencia de la encuesta (Produce, 2019). Por ello, la coexistencia de cifras anuales y trianuales no constituye una inconsistencia, sino la estructura propia de la Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y Empresas de Servicios Intensivos en Conocimiento 2018.

Los cálculos se realizaron siguiendo los denominadores y supuestos oficiales, considerando el total de empresas encuestadas ($n = 2229$) y aplicando los factores de elevación que representan al universo de 16 636 empresas manufactureras. Los valores monetarios se expresan en soles corrientes y

las proporciones se calculan sobre el total de empresas innovadoras y no innovadoras, manteniendo las definiciones y unidades del INEI y Produce (INEI & Produce, 2019; Produce, 2018) para asegurar la comparabilidad de los resultados.

El análisis considera dos grupos de resultados: desempeño económico (2017) e innovación (2015-2017), lo que permite distinguir efectos contemporáneos y rezagados de los apoyos públicos (Mairesse & Mohnen, 2010). El desempeño se mide en tres dimensiones: tamaño, orientación externa y diversificación. El tamaño se aproxima con el logaritmo de las ventas, la orientación externa con el logaritmo de las exportaciones, y la diversificación mediante la participación del producto principal en los ingresos. El uso de logaritmos reduce la asimetría y facilita la interpretación proporcional, práctica estándar en microeconomía aplicada (Wooldridge, 2010; Cameron & Trivedi, 2005) y en evaluaciones de política de innovación y productividad (Hall & Lerner, 2010; Mairesse & Mohnen, 2010). La participación del producto principal, por su parte, refleja el grado de especialización o concentración, relevante para analizar la exposición de las firmas ante shocks económicos (Penrose, 1959; Teece, 1982).

Los resultados de innovación siguen las definiciones del Manual de Oslo, garantizando la comparabilidad internacional (OECD & Eurostat, 2018). Se identifica si la empresa introdujo innovaciones durante el trienio 2015-2017, distinguiendo entre innovaciones de producto (bienes o servicios nuevos o mejorados) y de proceso (métodos o procedimientos nuevos o mejorados). Para cada caso se construyen indicadores binarios, metodología ampliamente utilizada en la literatura sobre innovación en países desarrollados y en desarrollo (Crespi & Zúñiga, 2012; Raffo et al., 2008; Mairesse & Mohnen, 2010). En la muestra, el 52% de las empresas reportan innovaciones de producto o proceso, siendo la innovación en proceso (48%) más frecuente que la de producto (30%), lo que justifica analizarlas por separado, conforme a las recomendaciones del Manual de Oslo (OECD & Eurostat, 2018).

La estrategia empírica considera además los tratamientos de política pública, diferenciando entre acceso a financiamiento público para innovación, acceso a servicios tecnológicos especializados y uso exclusivo de servicios en centros de innovación. Esta distinción permite separar los efectos de los subsidios financieros de los de infraestructura y asistencia técnica, en línea con la literatura sobre efectividad y adicionalidad de políticas de innovación (Hall & Lerner, 2010; Czarnitzki & Lopes-Bento, 2014). Asimismo, se incorpora la dimensión temporal del acceso: sin acceso, acceso reciente (2015-2017) y acceso previo (antes de 2015), permitiendo iden-

tificar heterogeneidad temporal en los efectos (Czarnitzki & Lopes-Bento, 2014). Para el financiamiento público, solo se considera el acceso reciente, reduciendo ruido y preservando variación relevante.

El modelo IPWRA (inverse probability weighted regression adjustment) utiliza covariables pretratamiento para cumplir el supuesto de independencia condicional, garantizando que la asignación al tratamiento sea independiente de los resultados potenciales una vez controladas las características observables (Wooldridge, 2010; Austin & Stuart, 2015). Estas variables se incluyen tanto en la estimación de la propensión a recibir apoyo como en los modelos de resultado, mejorando la eficiencia y la robustez de las estimaciones.

Las covariables capturan aspectos organizacionales, tecnológicos, sectoriales y territoriales. La edad de la empresa refleja experiencia y capacidad de absorción tecnológica (Cohen & Levinthal, 1990; Paus, 2022); la escala productiva, medida por el logaritmo del número de trabajadores, aproxima recursos internos y tamaño económico (Hall & Lerner, 2010; Seclén-Luna *et al.*, 2024); y el capital humano promedio –porcentaje de empleados con educación superior o posgrado– representa la base cognitiva y la capacidad de innovación (Crespi & Zúñiga, 2012; Murrieta-Oquendo & De la Vega, 2023; Bravo-Ortega *et al.*, 2014).

Asimismo, se incluyen obstáculos a la innovación (financieros, informativos o de recursos humanos) reportados antes de 2017, siguiendo estándares internacionales (OECD & Eurostat, 2018; Crespi & Zúñiga, 2012). Las dummies sectoriales (CIIU Rev. 4) y regionales controlan diferencias estructurales y territoriales en intensidad tecnológica y acceso a programas (Paus, 2022; Seclén-Luna, 2023). La forma jurídica y el tipo de financiamiento predominante reflejan formalidad, gobernanza y restricciones crediticias (Hall & Lerner, 2010; Czarnitzki & Lopes-Bento, 2014). Finalmente, se incluyen actividades previas de innovación –como I+D interna o externalizada, adquisición de tecnología, capacitación o propiedad intelectual– para controlar capacidades tecnológicas acumuladas (Crespi & Zúñiga, 2012; Czarnitzki & Lopes-Bento, 2014).

En conjunto, estas variables permiten aproximar de manera robusta las condiciones iniciales de las empresas antes del tratamiento, controlando la heterogeneidad observable y asegurando que las diferencias estimadas puedan interpretarse como efectos causales de los programas públicos de innovación, coherentes con la lógica del modelo IPWRA (Austin & Stuart, 2015; Wooldridge, 2010).

2.2 Metodología

El estudio emplea el estimador *inverse probability weighted regression adjustment* (IPWRA) para identificar el efecto causal de los apoyos en innovación.

Esta estrategia combina un modelo de ponderación por probabilidad inversa –basado en el puntaje de propensión– con un ajuste por regresión para modelar los *outcomes* dentro de cada grupo (Funk *et al.*, 2011). Gracias a su propiedad de **doble robustez**, el estimador garantiza consistencia si al menos uno de los dos modelos –el de tratamiento o el del resultado– está correctamente especificado (Robins & Rotnitzky, 1995; Bang & Robins, 2005). Es decir, aun si el modelo de selección al programa está mal especificado, la estimación del efecto es válida siempre que el modelo de resultados sea correcto, y viceversa (Jonsson Funk *et al.*, 2011). Este carácter doblemente robusto añade una ventaja frente a los enfoques tradicionales, ya que ofrece dos «oportunidades» de obtener estimaciones válidas en lugar de depender únicamente de un modelo (Kang & Schafer, 2007; Wooldridge, 2010).

El IPWRA presenta varias ventajas frente a métodos alternativos muy usados en evaluación de impacto. En comparación con el ajuste paramétrico simple (*regression adjustment*, RA), el IPWRA tolera mejor la posible mala especificación funcional al también incluir ponderación por propensión (Moon, 2022; Wooldridge, 2010). Frente al *propensity score matching* (PSM), aprovecha toda la muestra ponderada en lugar de descartar observaciones sin emparejo, y corrige desequilibrios residuales mediante el modelo de resultado (Dehejia & Wahba, 2002; Stuart, 2010). En relación con el *inverse probability weighting* (IPW) puro, el IPWRA suele ofrecer mayor eficiencia al modelar además los *outcomes*, reduciendo la varianza de las estimaciones (Lunceford & Davidian, 2004; Li, Morgan, & Zaslavsky, 2014). A diferencia de la regresión lineal convencional con *dummy* de tratamiento, el enfoque IPWRA es más robusto cuando existen diferencias sustanciales en covariables entre tratados y controles, pues combina explícitamente la reponderación con una modelación flexible de los resultados (Cattaneo, 2010; Cattaneo *et al.*, 2024). Su flexibilidad incluye la posibilidad de especificar covariables distintas en los modelos de tratamiento y de resultado, aunque en este estudio se usa la misma especificación por simplicidad y consistencia metodológica.

El estimador IPWRA ha sido aplicado en diversos campos de la evaluación de políticas públicas y servicios sociales debido a su capacidad para reducir sesgos de selección mediante la combinación de ponderación por propensión y ajuste de regresión (Lunceford & Davidian, 2004; Funk *et al.*, 2011). En salud pública, su uso ha demostrado producir inferencias más consistentes que los métodos basados únicamente en ponderación o en modelos de resultado (Robins & Rotnitzky, 1995; Bang & Robins, 2005). De igual modo, su aplicación en programas sociales y educativos ha permitido estimar efectos causales de transferencias y subsidios en contextos

no experimentales, manteniendo la propiedad de doble robustez (Kang & Schafer, 2007; Li, Morgan, & Zaslavsky, 2018).

En evaluaciones de políticas de innovación y programas tecnológicos, el IPWRA se ha utilizado para medir los efectos de subsidios, contratos de innovación y programas de cooperación público-privada sobre el desempeño innovador y productivo de las empresas. Radicic y Pugh (2017) aplican un estimador doblemente robusto para analizar el impacto de los contratos de innovación europeos, destacando su capacidad para mitigar sesgos de selección. De manera similar, Greco, Lenihan y Magro (2022) emplean métodos doblemente robustos para evaluar instrumentos de política de innovación en países europeos, encontrando resultados consistentes con modelos estructurales. Estudios recientes sobre políticas de innovación transformadoras subrayan la relevancia de metodologías de inferencia causal avanzadas, como IPWRA, para capturar efectos indirectos y dinámicos en entornos complejos (Santos *et al.*, 2023; Bühner *et al.*, 2024). Estas aplicaciones respaldan la elección del IPWRA como metodología adecuada para esta evaluación de impacto.

El procedimiento se implementa de manera secuencial, integrando limpieza de datos, modelado de la probabilidad de tratamiento, verificación del soporte común, estimación de efectos ponderados y evaluación del balance posterior. En primer lugar, se lleva a cabo una depuración de la base de datos. Se eliminan observaciones con información faltante o inconsistente en las variables clave y se revisan rangos y coherencia de las respuestas. Se eliminan valores extremos para reducir el impacto de observaciones atípicas sobre las estimaciones en las variables monetarias, como ventas y exportaciones. Estas prácticas son estándar en análisis microeconómicos aplicados y en estudios de productividad empresarial (Drukker, 2016; Wooldridge, 2010).

Posteriormente, se estima la probabilidad de recibir el tratamiento –la llamada *propensity score*– mediante una regresión logística para cada definición de tratamiento considerada. La especificación general se plantea como:

$$P(T_i = 1 | X_i) = \Lambda(X_i' \beta), \Lambda(z) = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

donde T_i indica exposición y X_i recoge las características basales. Este uso del *propensity score* es estándar en la evaluación de efectos causales con datos observacionales (Rosenbaum & Rubin, 1983; Lunceford & Davidian, 2004). Cuando el diseño proviene de una encuesta compleja, se incorporan los factores de expansión en la etapa de modelado de propensión para preservar la interpretabilidad poblacional, tal como recomiendan estudios metodológicos sobre la combinación de ponderadores muestrales y métodos de propensión (DuGoff, Schuler, & Stuart, 2014).

Con los puntajes estimados \hat{p}_i se verifica el soporte común. Se inspeccionan las distribuciones entre tratados y controles y se excluyen observaciones fuera del rango compartido; adicionalmente, se recortan casos con probabilidades extremas muy cercanas a 0 o 1 para evitar extrapolaciones y reducir varianza de los estimadores. Esta práctica de *trimming* está ampliamente documentada como estrategia eficaz para resolver problemas de solapamiento limitado (Crump *et al.*, 2009; Stürmer *et al.*, 2021). Sobre la muestra con solapamiento adecuado, el componente de resultado del IPWRA estima, para cada combinación tratamiento-resultado, el modelo:

$$Y_i = \alpha + \delta T_i + X_i' \gamma + \epsilon_i,$$

donde Y_i varía según el resultado analizado –desempeño económico (logaritmo de ventas, logaritmo de las exportaciones, concentración de producto) o innovación (indicadores binarios)– y T_i corresponde a cada definición de tratamiento ya introducida. El IPWRA utiliza las ponderaciones de probabilidad inversa:

$$w_i = \frac{T_i}{\hat{p}_i} + \frac{1 - T_i}{1 - \hat{p}_i}$$

y combina dichas ponderaciones con la regresión condicional para obtener predicciones de los resultados potenciales $\hat{Y}_i(1)$ y $\hat{Y}_i(0)$. La literatura muestra que este enfoque reduce sesgos de especificación respecto a usar solo ponderación o solo ajuste (Bang & Robins, 2005) y ha sido extendido recientemente con resultados teóricos y aplicaciones que reafirman sus propiedades (Śloczyński, Uysal, & Wooldridge, 2022). El parámetro reportado es el efecto medio en los tratados (ATE), calculado como:

$$\widehat{ATE} = \frac{1}{N_T} \sum_{i:T_i=1} [\hat{Y}_i(1) - \hat{Y}_i(0)],$$

con inferencia basada en matrices de varianza robustas para corregir heterocedasticidad (White, 1980) y, cuando corresponde, ajustadas al diseño complejo de la encuesta siguiendo la metodología consolidada en análisis de encuestas (Lumley, 2010; Heeringa, West, & Berglund, 2017). En coherencia con la subsección previa, el modelo se corre separadamente para cada resultado y para cada definición de tratamiento –incluida la desagregación por antigüedad– de modo que se obtiene un conjunto de estimaciones comparables entre sí. Como comprobación indispensable, se evalúa el balance de covariables antes y después de ponderar. Se calculan diferencias estandarizadas de medias y su reducción tras el IPWRA; la

literatura recomienda umbrales pequeños como criterio práctico de buen balance (Austin, 2009; Austin & Stuart, 2015). Esta verificación es coherente con las mejores prácticas en el uso de *propensity scores* y garantiza que la comparación entre grupos se realice sobre distribuciones muy similares de características basales.

Como verificación de robustez, se contrastan los resultados del estimador doblemente robusto con alternativas que descansan en supuestos distintos. En primer lugar, se replica la estimación mediante ajuste por regresión (*regression adjustment*, RA), esto es, una especificación del tipo:

$$Y_i = \alpha + \delta T_i + X_i' \gamma + \epsilon_i,$$

estimada con MCO para resultados continuos y con modelos *logit* multivariados para resultados binarios, empleando los mismos controles y pesos muestrales. La concordancia en magnitud y significancia entre δ_{RA} y los ATET obtenidos por IPWRA en la mayoría de las combinaciones tratamiento-resultado respalda la estabilidad de los hallazgos. No obstante, desde el punto de vista teórico, el IPWRA es preferible porque es doblemente robusto: mantiene consistencia si al menos uno de los dos modelos –propensión o resultado– está bien especificado, mientras que el RA puro requiere especificación correcta del modelo de resultado (Bang & Robins, 2005; Wooldridge, 2010). Esta propiedad ha sido formalizada en la literatura de inferencia causal moderna y explica por qué, en algunos casos, los errores estándar del IPWRA resultan más pequeños al combinar información de ambos modelos.

Adicionalmente, se implementan estimadores por emparejamiento (*matching*) como controles de sensibilidad –vecino más cercano y *kernel*– para estimar el efecto medio en los tratados bajo supuestos de emparejamiento por similitud en X_i . La evidencia metodológica documenta ventajas y limitaciones del *matching* frente a especificaciones puramente paramétricas, así como su desempeño frente a el sesgo por selección en estudios no experimentales (Rosenbaum & Rubin, 1983; Dehejia & Wahba, 2002; Smith & Todd, 2005; Abadie & Imbens, 2006; Caliendo & Kopeinig, 2008; Stuart, 2010). En nuestro ejercicio, los signos y la significancia de los efectos por *matching* son congruentes con IPWRA, si bien las magnitudes difieren moderadamente y los errores estándar tienden a ser mayores, lo que es consistente con los hallazgos de la literatura cuando el solapamiento es finito y la varianza de los pesos/pareos se incrementa. Estos resultados complementarios fortalecen la interpretación causal de los efectos estimados.

La verificación de solapamiento y el recorte (*trimming*) se mantienen también en las comprobaciones de robustez: se inspeccionan las distribu-

ciones del *propensity score* y se eliminan observaciones con probabilidades extremas (ppp cercanas a 0 o 1) para evitar extrapolación fuera del soporte común. La literatura demuestra que el *trimming* mejora el balance, reduce la varianza de los estimadores basados en ponderaciones y disminuye la sensibilidad a la falta de soporte (Crump *et al.*, 2009; Stürmer *et al.*, 2021). En todas las variantes de estimación, el recorte afecta una fracción menor de la muestra y los diagnósticos de balance postponderación muestran diferencias estandarizadas reducidas, en línea con buenas prácticas (Austin, 2009; Austin & Stuart, 2015).

El alcance temporal del análisis requiere una precisión adicional. La antigüedad del acceso se define respecto a 2017, con una categoría «reciente» (≤ 2 años, típicamente primeras participaciones en 2016-2017) y otra «más antigua» (> 2 años, primeras participaciones en 2015 o antes). Esta distinción permite explorar posibles efectos diferidos y contrastar impactos de corto frente a mediano plazo. La pertinencia de ventanas temporales cortas para medir innovación está avalada por el Manual de Oslo, que recomienda períodos de observación de hasta tres años en encuestas de innovación y reconoce rezagos entre actividades de I+D, esfuerzos de adopción y resultados observables (OECD & Eurostat, 2018). En paralelo, la literatura sobre la relación I+D – resultados documenta rezagos de gestación y persistencia dinámica –por ejemplo, entre I+D y patentes/productividad–, lo que justifica distinguir entre accesos recientes y de mayor *data* cuando el dato lo permite (Pakes & Griliches, 1984; Hall, 1987; Mairesse & Mohnen, 2010). Por limitaciones de información, la antigüedad se construye con el año de primer acceso autorreportado o con inferencias sobre duración declarada; por ello, la interacción temporal se aplica solo a los tratamientos con variación suficiente en el tiempo de acceso, y no a aquellos concentrados en convocatorias recientes, práctica metodológicamente prudente ante mediciones temporales imperfectas (Hernán & Robins, 2020). En consecuencia, los efectos estimados deben interpretarse como impactos de corto a mediano plazo medidos al cierre de 2017, dejando abierta la evaluación de efectos de largo plazo para futuros estudios.

3. Resultados

Los resultados del estimador IPWRA muestran un panorama mixto sobre el desempeño empresarial de las firmas beneficiarias de los programas públicos de innovación y servicios tecnológicos. En promedio, se observa un efecto negativo y estadísticamente significativo en las ventas de 2017 para las empresas tratadas. Específicamente, el ATET combinado indica una reducción de aproximadamente 0,37 en el logaritmo de las ventas, lo

que equivale a una disminución cercana al 31% en el valor de las ventas para las firmas que accedieron a algún apoyo de innovación o servicios tecnológicos, en comparación con el escenario contrafactual en el que no hubieran sido tratadas (efecto significativo al 5%, $p < 0,05$). Este resultado sugiere que, en el corto plazo, las firmas apoyadas no lograron incrementar sus ingresos por ventas; por el contrario, registraron ventas inferiores a las de empresas similares no beneficiadas, posiblemente debido a los costos iniciales y ajustes productivos que suelen acompañar la adopción de innovaciones o servicios tecnológicos.

En contraste, el impacto sobre las exportaciones de 2017 es positivo y de magnitud considerable. Las empresas beneficiarias exportaron, en promedio, 1,65 unidades logarítmicas más que sus contrapartes no beneficiarias, diferencia altamente significativa ($p < 0,01$). Este coeficiente se traduce en un incremento cercano al 420% en el valor de las exportaciones respecto al escenario sin apoyo, lo que indica que las firmas tratadas lograron multiplicar varias veces su volumen exportador, reflejando un salto sustancial en su inserción en mercados internacionales.

Asimismo, el porcentaje de ingresos atribuido al producto principal se redujo para las empresas tratadas en un rango aproximado de 4 a 5 puntos porcentuales, lo que sugiere una mayor diversificación del portafolio de productos o servicios tras recibir apoyo público. Esta menor concentración de ventas en un solo producto principal es indicativa de que las firmas beneficiarias ampliaron su oferta o incorporaron líneas complementarias derivadas de los procesos de innovación implementados.

En consonancia con los objetivos de estos programas, se observan efectos positivos claros sobre los resultados de innovación. La probabilidad de introducir innovaciones de producto o proceso fue, en promedio, 19 puntos porcentuales más alta en las firmas apoyadas en comparación con las no tratadas ($p < 0,01$). Al desagregar los efectos, se encuentra que la probabilidad de innovar en producto aumentó en aproximadamente 23 a 24 puntos porcentuales, mientras que la probabilidad de innovar en proceso creció entre 10 y 16 puntos porcentuales, aunque con una magnitud menor. Estos resultados indican que las intervenciones públicas evaluadas no solo incentivaron la creación de nuevos productos, sino que también fortalecieron la capacidad tecnológica y organizacional de las empresas, consolidando un entorno propicio para la innovación continua.

Estos resultados sugieren que los programas públicos estimulan fuertemente la actividad innovadora y la internacionalización de las firmas beneficiarias, pero no se traducen en mejoras inmediatas de ventas internas e incluso se asocian a caídas relativas de corto plazo en ingresos. La eviden-

cia internacional coincide: la inversión en innovación no se convierte de forma instantánea en desempeño comercial o productivo, especialmente en economías en desarrollo, por rezagos, restricciones de capacidades y cuellos de botella complementarios (Cirera & Maloney, 2017; World Bank, 2017). En el corto plazo, la adopción tecnológica puede disrumpir la producción y reducir la eficiencia inicial, generando mermas transitorias en productividad y ventas (Roper, Du, & Love, 2008; Van Leeuwen & Klomp, 2006). La explicación típica es reasignación de recursos hacia proyectos innovadores, curvas de aprendizaje, costos de implementación y, a veces, canibalización de líneas existentes; por ello, es frecuente observar efectos nulos o negativos iniciales en ventas, productividad o empleo tras subsidios a la innovación (World Bank, 2017; Becker, 2020). Incluso en economías avanzadas se han documentado ganancias modestas y presiones sobre utilidades en el período de implementación: para Canadá, un estudio reciente halló aumentos leves de ingresos y empleo en beneficiarias, pero descensos en utilidades netas atribuidos a mayores costos operativos durante la ejecución (Rosa, Nikzad, Demers, & Poghosyan, 2024).

Tabla 3
Estimación de los efectos ATET del acceso a programas públicos de apoyo a la innovación y servicios tecnológicos y de innovación brindados por centros de innovación o extensivismo tecnológico por parte de las empresas utilizando el estimador IPWRA

Outcome Variables	Tratamiento: accedió a programas públicos de apoyo a la innovación o servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a programas públicos de apoyo a la innovación o servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a programas tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a servicios tecnológicos y de innovación		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	
Ventas 2017	-0,3711482 (-0,1458151)	** (0,2279282)	-0,3123793 (0,1645934)	*	-0,0894819 (0,1708695)	**	-0,5864661 (0,2502487)	**	-0,2527753 (0,2030518)	**	-0,7253921 (0,2629063)
Exportaciones 2017	1,651339 (0,6431602)	*** (1,102348)	1,334909 (0,7540868)	*	1,62144 (0,7609408)	**	0,4872155 (1,189132)	*	1,102252 (0,704526)	*	0,6933205 (1,39156)
Porcentaje ingresos del producto principal 2017	-4,521182 (-2,527635)	* (4,783524)	-4,810121 (2,653901)	*	-6,49904 (2,715337)	**	-3,31391 (4,276289)	**	-6,80502 (3,546381)	*	1,022905 (4,157435)
Innovación en producto o en proceso	0,1908831 (-0,0356142)	*** (0,0789849)	0,1589857 (-0,038709)	***	0,1893591 (0,0430852)	***	0,2014377 (0,0502542)	***	0,1525173 (0,0507477)	***	0,1457904 (0,0650639)
Innovación en producto	0,2367342 (0,041331)	*** (0,0649974)	0,2265975 (0,0493639)	***	0,2407137 (0,0473921)	***	0,2033197 (0,074445)	***	0,23667 (0,0646541)	***	0,1279566 (0,0778655)
Innovación en proceso	0,1573619 (0,0410227)	*** (0,059493)	0,1442567 (0,0446724)	***	0,1616146 (0,0498829)	***	0,2003416 (0,0640017)	***	0,1474116 (0,05913664)	**	0,1220074 (0,0808714)

Notas. Los errores estándar robustos se presentan entre paréntesis. La significancia se denota con ***, ** y * al 1%, al 5% y al 10%, respectivamente. Igual que en las tablas siguientes.

En este marco, el fuerte impacto en exportaciones observado en la estimación es coherente con evaluaciones de América Latina. Un ATET de 1,651339 en $\log(\text{exportaciones})$ equivale aproximadamente a un aumento del 420% en el valor exportado (transformación estándar 100 [$e^{1.651339} - 1$]), lo que sugiere que muchas firmas apoyadas ingresaron o escalaron en mercados externos. Resultados comparables se documentan para Costa Rica (Propyme): las pymes tratadas aumentaron la probabilidad de exportar frente al control; y en México, instrumentos como FITI/Prosec se asociaron a alzas del 16-18% en exportaciones y del 9-13% en ventas, con efectos que emergen desde el tercer año (Rodríguez-Álvarez, Monge-González, & Leiva, 2013; López-Acevedo & Tinajero-Bravo, 2010). La literatura también subraya la complementariedad innovación-exportación: las firmas que innovan tienen mayor probabilidad de exportar, y los esquemas que combinan apoyo tecnológico y promoción de mercados amplifican el salto exportador (Love & Roper, 2015; World Bank, 2017). No obstante, los datos muestran una atenuación de los efectos cuando el acceso al programa es más antiguo (>2 años), consistente con evidencia de desvanecimiento en ausencia de refuerzos o nuevas olas de innovación (Kleine, Heite, & Rosendahl Huber, 2022).

La reducción de la concentración de ingresos en el producto principal (ATET = -4,52 puntos porcentuales) sugiere diversificación del portafolio tras el apoyo, compatible con la lógica de que la innovación abre nuevas líneas y reduce dependencia de un «producto estrella». Estudios recientes y reportes de la OCDE vinculan la diversificación asociada a innovación con resiliencia y mejor gestión de riesgo de ingresos, particularmente en pymes que modernizan procesos y estándares para acceder a más segmentos o nichos (OECD, 2023; Braguinsky *et al.*, 2021). Aunque el efecto no es robusto en todas las especificaciones, la dirección es consistente con incrementos de variedad y con evidencia de que los servicios tecnológicos y la adopción digital facilitan ampliar líneas y cumplir certificaciones que diversifican destinos y clientes (OECD, 2021; Wang & Xu, 2024).

Desagregación por tipo de tratamiento: programas de innovación vs. servicios tecnológicos

Los resultados diferenciados del estimador IPWRA permiten analizar con mayor profundidad el impacto según el tipo de apoyo recibido por las empresas, revelando contrastes sustantivos entre los programas públicos de apoyo a la innovación –Innovate Perú, Concytec, Fondecyt, Cienciactiva, incentivo tributario para proyectos de I+D+i (Ley N.º 30309) u otros– y los servicios tecnológicos provistos por centros de innovación o de exten-

sionismo tecnológico. En general, ambos tipos de intervención buscan fortalecer las capacidades tecnológicas de las firmas, pero lo hacen a través de mecanismos distintos: mientras los programas públicos canalizan recursos hacia proyectos de I+D o desarrollo de productos, los servicios tecnológicos se centran en la adopción de procesos, estándares de calidad y asistencia técnica productiva. Esta diferencia metodológica se refleja de manera clara en los resultados.

El efecto sobre las ventas de 2017 es predominantemente negativo para las empresas que participaron en servicios tecnológicos, con un coeficiente ATET de aproximadamente -0,31 en logaritmos, lo que equivale a una reducción promedio del 26% en las ventas frente al contrafactual (calculado como $100 [e^{0.3174} - 1]$). En cambio, las firmas que recibieron solo apoyo a la innovación presentan un efecto pequeño y no significativo (-0,11). Esto sugiere que las actividades vinculadas al extensionismo —como la implementación de nuevas tecnologías productivas, la certificación de procesos o la mejora de líneas de producción— pueden generar disrupciones operativas que reducen temporalmente los ingresos. Implementar tecnologías y rediseñar procesos suele implicar detenciones en la producción, aprendizaje organizacional y reasignación de recursos, afectando las ventas en el corto plazo. Este patrón concuerda con lo hallado por Roper, Du y Love (2008) y Van Leeuwen y Klomp (2006), quienes documentan reducciones transitorias de productividad y ventas durante la adopción de innovaciones de proceso. Asimismo, es probable que los centros tecnológicos atiendan principalmente a pymes con rezagos estructurales o baja productividad inicial, por lo que, aun con el apoyo, su desempeño comercial promedio permanece por debajo del de las empresas no tratadas con mejor base tecnológica. Aunque el IPWRA corrige por diferencias observables, pueden persistir factores no observados —como las redes comerciales, la calidad gerencial o la orientación exportadora previa— que expliquen parte del diferencial de ventas. Estos hallazgos indican que los formuladores de políticas deben anticipar efectos adversos transitorios en ventas cuando se impulsa la adopción tecnológica en pymes y acompañar dichas intervenciones con herramientas de gestión empresarial y planificación operativa que mitiguen los costos de transición, como sugiere la OCDE (OECD, 2023) en su informe sobre resiliencia de las mipymes innovadoras.

Por el contrario, el impacto en las exportaciones es marcadamente positivo en ambos tipos de programas. En el caso de los subsidios o apoyos a la innovación, el coeficiente de 2,03 en log-exportaciones implica un aumento alto respecto al contrafactual, mientras que para los servicios tecnológicos el coeficiente de 1,33 equivale a un incremento cercano al 279%. Estas mag-

nitudes, aunque elevadas, son consistentes con los hallazgos de evaluaciones previas que muestran que los programas de innovación pueden tener efectos explosivos en la apertura internacional cuando las empresas beneficiarias logran acceder a nuevos mercados tras superar barreras tecnológicas y de calidad (Rodríguez-Álvarez et al., 2013; López-Acevedo & Tinajero-Bravo, 2010). En México, por ejemplo, los esquemas FITI y Prosec del Banco Mundial se asociaron con aumentos del 16-18% en el valor exportado y del 9-13% en ventas tras tres años de implementación. Este resultado concuerda con la literatura que destaca la sinergia entre innovación y exportación (Love & Roper, 2015; Cirera & Maloney, 2017): las empresas que innovan tienden a competir con productos diferenciados y estándares más altos, factores críticos para la inserción internacional. En este contexto, los subsidios a la innovación suelen tener efectos más directos, ya que financian desarrollos de producto y la obtención de certificaciones, mientras que los servicios tecnológicos influyen más gradualmente mediante la mejora de procesos, la eficiencia y la calidad. En cualquier caso, el hallazgo de impactos positivos en exportaciones en ambos grupos confirma que tanto la innovación financiada como la asistencia tecnológica fortalecen la competitividad internacional. No obstante, los datos sugieren que el efecto exportador tiende a disminuir con el tiempo (cuando la antigüedad del apoyo supera los dos años), lo que coincide con evaluaciones como la de Kleine *et al.* (2022), quienes observaron que los efectos de programas de *vouchers* de innovación en Europa se diluyen después del segundo año si no existe un acompañamiento sostenido o nuevos incentivos complementarios.

Respecto a la composición de ingresos, el ATET de -4,52 puntos porcentuales en el porcentaje de ventas provenientes del producto principal indica una reducción significativa de la concentración, especialmente entre las empresas que recibieron servicios tecnológicos. Ello sugiere que este tipo de asistencia impulsó la diversificación del portafolio de productos, promoviendo líneas complementarias o variantes productivas derivadas de mejoras de proceso. Esta evidencia concuerda con el planteamiento de la OCDE (OECD, 2021, 2023), que asocia la diversificación tecnológica con mayor resiliencia y menor vulnerabilidad a choques de mercado. En cambio, las empresas que recibieron subsidios de innovación no muestran un cambio significativo, lo que puede deberse a que dichos fondos suelen financiar proyectos focalizados en un nuevo producto, sin necesariamente ampliar la oferta general. Así, el extensionismo tecnológico parecería fomentar un crecimiento más equilibrado, mientras los subsidios promueven una especialización más profunda.

Finalmente, los efectos en las variables de innovación son inequívocamente positivos. Tanto las empresas con apoyo financiero a la innovación

como las que participaron en servicios tecnológicos presentan incrementos significativos en la probabilidad de introducir innovaciones de producto o proceso. En promedio, las firmas tratadas muestran un aumento de entre 16 y 19 puntos porcentuales en la probabilidad de innovar respecto al contrafactual, cifra sustantiva si se considera que la tasa base de innovación en pymes peruanas suele rondar el 25-30%. En innovación de producto, ambos tipos de apoyo generan incrementos significativos (aproximadamente +20-24 p. p.), mientras que en innovación de proceso los efectos son algo menores, pero más pronunciados en las empresas que recibieron servicios tecnológicos (+10 p. p.) que en las que obtuvieron subsidios (+5 p. p., no significativo). Esta distinción refleja los mecanismos de cada intervención: los programas de innovación priorizan el desarrollo de nuevos bienes o servicios, mientras los servicios tecnológicos buscan la mejora del proceso productivo y la absorción tecnológica. La literatura internacional corrobora esta diferencia: evaluaciones de Corfo en Chile, el Fontar en Argentina y el PARP en Polonia encuentran aumentos comparables en la incidencia de innovación (17-20 p. p.) entre beneficiarios, aunque sin efectos inmediatos en productividad o ventas (Bravo-Ortega, Benavente, & González, 2014; Mardones, 2021; Radicic & Pugh, 2017). Estos resultados refuerzan la idea de que el apoyo público efectivamente impulsa la capacidad innovadora, pero los retornos económicos tienden a emerger solo tras un período de maduración y acumulación de capacidades.

Efectos según antigüedad del apoyo

La desagregación de los efectos ATET según la antigüedad del apoyo revela una dinámica temporal compleja y sumamente informativa respecto a la sostenibilidad de los impactos. Al comparar empresas que recibieron el programa hace dos años o menos con aquellas cuya intervención data de más de dos años, se aprecia que los efectos sobre el desempeño empresarial evolucionan de manera no lineal, lo que aporta evidencia crucial sobre el ciclo de maduración de los resultados de las políticas públicas de innovación.

En el caso de las ventas, el comportamiento es particularmente revelador: las empresas con participación reciente (≤ 2 años) no muestran un efecto estadísticamente significativo (coeficiente cercano a cero), mientras que las beneficiarias con más de dos años desde el apoyo presentan una caída sustantiva de -0,58 en log ventas, significativa al 5%. Este valor implica una reducción aproximada del 44% en las ventas en comparación con el contrafactual no tratado ($100 [e^{-0.58} - 1]$). Lejos de revertirse con el tiempo, la brecha negativa parece acentuarse, lo que sugiere que los beneficios

tecnológicos o de innovación no se traducen automáticamente en mejoras comerciales, al menos en el horizonte analizado.

Una posible explicación radica en que las empresas apoyadas, tras introducir innovaciones o rediseñar procesos, se enfrentan a una etapa prolongada de ajuste organizacional, amortización de inversiones y aprendizaje tecnológico que aún no se refleja en resultados de ventas. También es plausible que los costos de mantenimiento o escalamiento de las innovaciones absorban recursos que antes se destinaban a actividades comerciales, generando un rezago financiero. En entornos competitivos como el peruano, donde la imitación tecnológica puede ser rápida, los efectos de ventaja competitiva tienden a diluirse si no se acompañan de estrategias de mercado o de escalamiento (Cirera & Maloney, 2017). Este patrón no es exclusivo: evaluaciones en Europa y América Latina muestran que los efectos de innovación sobre ventas y productividad frecuentemente son retardados o incluso negativos en el corto y mediano plazo (Roper, Du, & Love, 2008; Van Leeuwen & Klomp, 2006; Hall, 2011). La interpretación coherente con dicha evidencia es que la intervención pública generó capacidades tecnológicas, pero no necesariamente competencias comerciales o de gestión necesarias para transformar innovación en rentabilidad. En consecuencia, las políticas deberían incluir instrumentos complementarios –como asistencia en comercialización, gestión estratégica o acceso a financiamiento para escalamiento– que ayuden a cerrar la brecha entre los *outputs* tecnológicos y los *outcomes* económicos (OECD, 2023; Becker, 2020). De otro modo, el riesgo es que los programas de innovación se traduzcan en un acervo de nuevos productos y procesos, pero sin un impacto sostenido en ingresos ni crecimiento.

El patrón es inverso en las exportaciones. Las empresas tratadas recientemente exhiben un efecto positivo muy pronunciado, con un ATET de +1,62 en log exportaciones ($p < 0,01$), equivalente a un incremento del 405% en el valor exportado frente a sus controles, mientras que las que recibieron apoyo hace más de dos años mantienen un efecto positivo menor, de +1,10 ($p < 0,10$), lo que corresponde a un aumento cercano al 200%. Esto indica que los programas generaron un salto exportador inicial fuerte, pero cuya intensidad tiende a moderarse con el tiempo.

Dicho comportamiento es coherente con la literatura sobre políticas de internacionalización tecnológica: los apoyos suelen facilitar una entrada rápida a mercados externos mediante actividades puntuales (participación en ferias, obtención de certificaciones o misiones comerciales), pero la sostenibilidad de ese impulso depende de esfuerzos continuos (Love & Roper, 2015; López-Acevedo & Tinajero-Bravo, 2010; Rodríguez-Álvarez *et al.*, 2013). Al pasar los años, la ventaja de las empresas tratadas puede erosio-

narse si no renuevan su base tecnológica o si los competidores implementan innovaciones similares, fenómeno de «*catch-up*» documentado en estudios europeos (Kleine *et al.*, 2022). Sin embargo, aun después de más de dos años, las firmas apoyadas mantienen niveles de exportación superiores, lo que sugiere que el programa logró insertarlas de manera duradera en mercados internacionales.

Este resultado coincide con evidencias de programas latinoamericanos de innovación exportadora: en México, los esquemas FITI y Prosec produjeron aumentos persistentes en la propensión exportadora de las firmas (Banco Mundial, 2017), y en Costa Rica el programa Propyme elevó las exportaciones de pymes innovadoras en un 9% respecto a los controles (Monge-González & Rodríguez-Álvarez, 2013). Tales resultados avalan la idea de que la innovación pública puede generar «ventanas de oportunidad exportadora», aunque su efecto máximo se concentre en los primeros años. Desde la perspectiva de política pública, esto refuerza la recomendación de articular programas de innovación con instrumentos de consolidación exportadora que acompañen a las empresas en etapas posteriores de expansión y posicionamiento en mercados externos.

En cuanto al porcentaje de ingresos del producto principal, los resultados sugieren un proceso de diversificación gradual que se manifiesta con mayor fuerza en el mediano plazo. Durante los primeros dos años, el cambio en la concentración de ingresos no es significativo, pero en las empresas con más de dos años desde el apoyo se observa una reducción clara, en torno a -4,5 puntos porcentuales en la proporción de ventas provenientes del producto principal. Este resultado está impulsado principalmente por las firmas que participaron en servicios tecnológicos, en consonancia con la evidencia anterior que mostraba su efecto diversificador.

Tal dinámica temporal es coherente con la lógica del ciclo innovador: la diversificación productiva requiere tiempo para consolidar nuevas líneas de producto o penetrar nuevos segmentos de mercado. Solo tras un período de maduración y aprendizaje, los proyectos de mejora tecnológica pueden traducirse en una estructura de ingresos más balanceada. La literatura reciente enfatiza que la diversificación inducida por innovación es un proceso acumulativo que mejora la resiliencia y reduce el riesgo empresarial (OECD, 2021; Braguinsky, Klepper, & Ohyama, 2012). En ese sentido, los centros tecnológicos parecen haber generado un impacto más estructural en el largo plazo, transformando la composición de ingresos de las firmas más allá del horizonte inmediato de la intervención. En contraste, las empresas beneficiarias de subsidios de innovación mantienen una concentración similar, posiblemente porque sus esfuerzos se focalizaron en un único producto

innovador que, de tener éxito, absorbió la mayor parte de las ventas. Esta diferencia refuerza la interpretación de que los servicios tecnológicos producen impactos más equilibrados y sostenibles en el tiempo, orientados a la mejora integral de las capacidades productivas más que a un solo proyecto.

Los resultados en materia de innovación revelan una persistencia notable de los efectos positivos, aunque con variaciones leves en intensidad a lo largo del tiempo. La probabilidad de innovar (producto o proceso) es 18,9 puntos porcentuales superior entre las empresas tratadas en los dos primeros años y 15,3 puntos porcentuales mayor en aquellas con más de dos años desde la intervención (ambos efectos significativos al 1%). Es decir, incluso varios años después, las empresas beneficiarias continúan mostrando niveles de innovación muy por encima del contrafactual, lo que indica que los programas generaron capacidades instaladas y un cambio estructural en la cultura innovadora.

Este hallazgo es consistente con lo documentado por Bravo-Ortega, Benavente y González (2014) para Chile y por Mardones (2021) para Argentina, quienes encontraron que los subsidios de innovación aumentan de forma persistente la propensión a innovar, aunque los efectos en productividad sean más difusos. Al separar por tipo de innovación, se observa que la innovación de producto tiende a consolidarse con el tiempo –probablemente porque muchos proyectos financiados alcanzan su fase de comercialización después de dos o tres años–, mientras que la innovación de proceso se materializa rápidamente, pero tiende a estabilizarse luego. Este patrón es congruente con el ciclo típico de absorción tecnológica descrito por Hall (2011) y corroborado en evaluaciones del programa Corfo en Chile y del Fontar en Argentina, donde las mejoras de proceso se implementan en el corto plazo y los desarrollos de producto rinden frutos más tarde (Radicić & Pugh, 2017; Fuentes, Soto, & Paredes, 2019). El mantenimiento de diferencias significativas en innovación sugiere que las empresas internalizaron prácticas y rutinas innovadoras, resultado que la OCDE (OECD, 2023) identifica como indicador de éxito sostenible de políticas de ciencia, tecnología e innovación. Sin embargo, la leve reducción del efecto con el tiempo también advierte sobre la necesidad de políticas de seguimiento: sin estímulos o financiamiento continuo, la intensidad innovadora tiende a declinar. En consecuencia, los programas públicos podrían complementarse con instrumentos de segunda generación –como fondos de escalamiento o redes de vinculación universidad-empresa– que permitan mantener el dinamismo innovador alcanzado.

Finalmente, la estimación del efecto promedio del tratamiento sobre los tratados (ATT) mediante el estimador RA (*regression adjustment*), cuyos

resultados se presentan en la tabla 4, ofrece un contraste robusto frente al método IPWRA previamente discutido. En términos generales, los signos, magnitudes y niveles de significancia de los coeficientes son consistentes entre ambos enfoques, lo que refuerza la estabilidad de los hallazgos. En particular, los efectos negativos en ventas para las empresas que accedieron a servicios tecnológicos –con reducciones cercanas al 30-45%– y los impactos positivos en exportaciones, especialmente en el corto plazo (incrementos entre el 200% y el 400%), mantienen la misma dirección y significancia que en el modelo IPWRA, confirmando que los resultados no dependen de supuestos específicos del estimador. De igual forma, la reducción en la concentración de ingresos del producto principal (entre -4 y -6 p. p.) y los aumentos sustantivos en la probabilidad de innovar (entre 15 y 20 p. p.) replican los patrones observados con el IPWRA, lo que evidencia una notable robustez empírica. Si bien algunas magnitudes son ligeramente menores –como es habitual al pasar de IPWRA a RA, dada su menor eficiencia al no ponderar la probabilidad de tratamiento–, las conclusiones generales se mantienen inalteradas: los programas públicos y los servicios tecnológicos logran incrementar significativamente la innovación empresarial y la diversificación, mientras que los impactos económicos en ventas permanecen modestos o transitoriamente negativos.

El contraste entre métodos de esta forma sugiere que los resultados son consistentes y robustos al método de estimación, fortaleciendo la validez causal de los efectos identificados. A su vez, el balance de covariables y la evidencia de soporte común del puntaje de propensión se presentan en el anexo A. Estos resultados muestran que el procedimiento de ponderación logra un balance sustantivo de covariables y un soporte común adecuado en todas las especificaciones. Tras el ajuste IPW, el máximo $|SMD|$ post se reduce a 0,05-0,07, con más del 90% de las covariables dentro del umbral $|SMD| < 0.1$. Este patrón se replica de forma estable en las diferentes definiciones de tratamiento y outcomes, reforzando la validez empírica y causal de las estimaciones presentadas.

Tabla 4
 Estimación de los efectos ATT del acceso a programas públicos de apoyo a la innovación y servicios tecnológicos y de innovación brindados por centros de innovación o extensionismo tecnológico por parte de las empresas utilizando el estimador RA

Outcome Variables	Tratamiento: accedió a programas públicos de apoyo a la innovación o servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a programas públicos de apoyo a la innovación o servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a servicios tecnológicos y de innovación		Tratamiento: accedió a programas públicos de apoyo a la innovación o servicios tecnológicos y de innovación	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Ventas 2017	-0,3090046 (0,1414939)	** -0,0163084 (0,2109623)	** -0,4570505 (0,1877532)	** -0,1231213 (0,1708689)	** -0,5749699 (0,2696723)	** -0,3035546 (0,2085973)	** -0,6770968 (0,2887228)	** -0,3035546 (0,2085973)
Exportaciones 2017	1,639227 (0,6563288)	** 3006902 (0,9007335)	** 1,117305 (0,7490389)	** 1,500161 (0,5815942)	** 0,361496 (1,2290065)	** 0,7861916 (0,9447313)	** 0,7291017 (1,307972)	** 0,7861916 (0,9447313)
Porcentaje ingresos del producto principal 2017	-0,0542435 (0,0226934)	** -0,0398754 (0,0389607)	* -0,0454579 (0,0265355)	** -0,0660262 (0,0271337)	** -0,0367322 (0,0429428)	* -0,0625552 (0,035433)	* 0,0193636 (0,0445605)	* -0,0625552 (0,035433)
Innovación en producto o en proceso	0,1829655 (0,0361719)	** 0,1185357 (0,048876)	** 0,1534789 (0,0389227)	** 0,1862054 (0,0437023)	** 0,1997031 (0,0521394)	** 0,1506226 (0,0512394)	** 0,12733 (0,061152)	** 0,1506226 (0,0512394)
Innovación en producto	0,2415865 (0,0413831)	** 0,116662 (0,0590783)	** 0,2299176 (0,0493693)	** 0,2468019 (0,0473535)	** 0,2154322 (0,0757306)	** 0,2372267 (0,0630137)	* 0,1447794 (0,0800987)	* 0,2372267 (0,0630137)
Innovación en proceso	0,1551349 (0,0413075)	** 0,0673002 (0,0609621)	** 0,1382685 (0,0446517)	** 0,159756 (0,0501505)	** 0,2088131 (0,0670061)	** 0,145008 (0,0591704)	* 0,0955209 (0,0455511)	** 0,145008 (0,0591704)

Notas. Los errores estándar robustos se presentan entre paréntesis. La significancia se denota con ***, ** y * al 1%, al 5% y al 10%, respectivamente. Igual que en las tablas siguientes.

4. Conclusiones

El panorama general de los resultados evidencia una combinación de efectos heterogéneos, pero coherentes con la lógica de las políticas de innovación. Los apoyos públicos analizados generaron impactos positivos en variables estratégicas –como la innovación, las exportaciones y la diversificación de ingresos–, en contraste con efectos neutros o incluso negativos en indicadores de desempeño operativo inmediato, como las ventas. Esto sugiere la existencia de un *trade-off* temporal: las empresas beneficiarias parecen haber redirigido esfuerzos hacia actividades de innovación y expansión que fortalecen su posicionamiento competitivo, aunque con un costo transitorio en su rendimiento comercial. Tal patrón es consistente con la denominada «paradoja de la innovación» (Cirera & Maloney, 2017), según la cual la adopción tecnológica no siempre se traduce de manera inmediata en mejoras de productividad o ventas, debido a limitaciones en capacidades gerenciales, financiamiento o entornos de negocio que restringen la captura de los beneficios de la innovación. En este sentido, los hallazgos no deben interpretarse como resultados contradictorios, sino como parte del proceso de adaptación que las empresas atraviesan al implementar cambios tecnológicos o introducir nuevos productos.

Al diferenciar por tipo de intervención, los programas públicos de apoyo a la innovación evidencian una influencia significativa sobre la innovación –en particular, en la introducción de nuevos productos– y sobre las exportaciones, mientras que los servicios tecnológicos y de innovación muestran efectos positivos tanto en innovación de procesos como en diversificación productiva, aunque acompañados de caídas temporales en las ventas. Este comportamiento sugiere que ambos instrumentos son complementarios en su alcance: los programas de innovación impulsan la creación y diferenciación de productos, mientras que los servicios tecnológicos fortalecen capacidades productivas y promueven una estructura de ingresos más equilibrada. Sin embargo, los resultados también advierten que la adopción de mejoras tecnológicas puede implicar ajustes operativos que afecten la producción o las ventas en el corto plazo, especialmente entre las pequeñas y medianas empresas. Estos hallazgos coinciden con la literatura que documenta disrupciones iniciales en desempeño económico asociadas a la implementación de innovaciones de proceso (Roper *et al.*, 2008; Hall, 2011; Van Leeuwen & Klomp, 2006).

Desde la perspectiva de política pública, los resultados sugieren que una mejor articulación entre los programas de apoyo a la innovación y los servicios tecnológicos podría generar impactos más equilibrados en las empresas. Ambos instrumentos muestran fortalezas distintas: los pro-

gramas de innovación estimulan la creación de nuevos productos y las exportaciones, mientras que los servicios tecnológicos impulsan mejoras de proceso y diversificación, aunque con ajustes temporales en ventas. Por ello, una estrategia que combine gradualmente la asistencia técnica con el financiamiento de proyectos innovadores podría reducir esos costos transitorios y consolidar los beneficios. Experiencias de países como Chile, México y Uruguay respaldan este enfoque integrado, al mostrar que la coordinación entre extensión tecnológica y subsidios de innovación mejora los resultados en productividad y adopción tecnológica (Navarro, Benavente, & Crespi, 2016; BID, 2014). En el caso peruano, fortalecer la coordinación entre los programas y los CITE podría facilitar un acompañamiento continuo, desde la asistencia técnica hasta la validación comercial de las innovaciones.

Los efectos sostenidos en innovación y exportaciones, junto con la ausencia de mejoras significativas en ventas internas, indican que los programas habrían fortalecido las capacidades tecnológicas y los vínculos externos de las empresas, aunque su aprovechamiento económico aún enfrenta limitaciones. Esto coincide con los hallazgos del Banco Mundial (2017), la OCDE (OECD, 2023) y Cirera y Maloney (2017), que subrayan que los resultados económicos de la innovación dependen de la existencia de mecanismos complementarios, como asistencia comercial, financiamiento o integración productiva, que faciliten la expansión de mercado. En este sentido, reforzar las etapas de acompañamiento posterior a los programas resulta fundamental para asegurar la sostenibilidad de los logros tecnológicos.

Particular relevancia cobra en este punto la necesidad de mantener un seguimiento sistemático a las empresas beneficiarias, no solo como ejercicio de evaluación, sino también como insumo para el diseño de nuevas políticas basadas en evidencia. La realización de la Encuesta Nacional de Innovación 2025, que da continuidad a la serie de información utilizada en este estudio, representa una oportunidad estratégica para analizar la evolución de los efectos observados, identificar cambios estructurales en el comportamiento innovador de las firmas y orientar futuras investigaciones y decisiones de política pública sobre el desempeño empresarial en el país.

Finalmente, podrían considerarse tres líneas de acción en coherencia con la evidencia: (i) establecer mecanismos de seguimiento sistemático a las empresas beneficiarias, (ii) promover una coordinación más estrecha entre programas de innovación, exportación y financiamiento –involucrando a ProInnovate, Promperú y Cofide–, y (iii) fortalecer progresivamente las capacidades de los CITE en gestión y apoyo comercial. Estas medidas, en

línea con las buenas prácticas identificadas por el BID (2023) y la OCDE (OECD, 2023), podrían contribuir a mejorar la coherencia del ecosistema de innovación y a favorecer una utilización más efectiva de los avances tecnológicos logrados por las empresas.

5. Referencias

- Abadie, A., & Imbens, G. W. (2006). Large sample properties of matching estimators for average treatment effects. *Econometrica*, 74(1), 235-267.
- Aboal, D., & Garda, P. (2015). Does public financial support stimulate innovation and productivity? *Revista de la Cepal*.
- Aghion, P., & Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. *Econometrica*, 60(2), 323-351.
- Aghion, P., & Howitt, P. (2009). *The economics of growth*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Álvarez, G. (2024). *Innovación y desempeño manufacturero en el Perú: desafíos para el crecimiento*. Working Paper. Banco Interamericano de Desarrollo.
- Álvarez, R., Benavente, J. M., & Crespi, G. (2024). Innovation and entrepreneurship in Latin America: Recent evidence and challenges. *Estudios de Economía*, 51(1), 1-32.
- Arrow, K. J. (1962). Economic welfare and the allocation of resources for invention. En *The rate and direction of inventive activity* (pp. 609-626). Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Austin, P. C. (2009). Balance diagnostics for comparing the distribution of baseline covariates between treatment groups in propensity-score matched samples. *Statistics in Medicine*, 28(25), 3083-3107. <https://doi.org/10.1002/sim.3697>
- Austin, P. C., & Stuart, E. A. (2015). Moving towards best practice when using inverse probability of treatment weighting (IPTW) using the propensity score to estimate causal treatment effects in observational studies. *Statistics in Medicine*, 34(28), 3661-3679. <https://doi.org/10.1002/sim.6607>
- Ayalew, M. M., & Zhang, X. (2019). The effect of financial constraints on innovation in developing countries. *Asian Review of Accounting*.
- Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). (2017). *Tipo de cambio nominal promedio (S/ por US\$)*. [Serie estadística mensual]. BCRPData.
- Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2014). *La necesidad de innovar: el camino hacia el progreso de América Latina y el Caribe*. Washington D. C.: BID.
- Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2022). *Invirtiendo en innovación: indicadores de actividades de CTI en América Latina*. Washington D. C.: BID.
- Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2023). *Hacia ecosistemas de innovación más coordinados en América Latina*. Washington D. C.: BID.
- Banco Mundial. (2017). *Boosting productivity and innovation*. Washington D. C.: Banco Mundial.
- Banco Mundial. (2019). *Indicadores de investigadores en I+D per cápita (datos abiertos)*. Washington D. C.: Banco Mundial.
- Banco Mundial. (2021). *World development report 2021: Data for better lives*. Washington D. C.: World Bank.
- Banco Mundial. (2024). *Indicadores del desarrollo mundial (actualización 2024)*. Washington D. C.: Banco Mundial.
- Bang, H., & Robins, J. M. (2005). Doubly robust estimation in missing data and causal inference models. *Biometrics*, 61(4), 962-973. <https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2005.00377.x>
- Becker, B. (2015). Public RyD policies and private RyD investment: A survey of the empirical evidence. *Journal of Economic Surveys*, 29(5), 917-942.

- Becker, B. (2020). RyD subsidies and firm performance: New evidence from OECD countries. *Research Policy*, 49(8), 103915.
- Braguinsky, S., Klepper, S., & Ohyama, A. (2012). High-tech entrepreneurship. *Journal of Law and Economics*, 55(4), 869-900.
- Braguinsky, S., Ohyama, A., Okazaki, T., & Syverson, C. (2021). Product innovation, product diversification, and firm growth: Evidence from Japan's early industrialization. *American Economic Review*, 111(12), 3795-3826.
- Bravo-Ortega, C., Benavente, J., & González, J. (2014). Innovation, exports and productivity: Learning and self-selection in Chile. *Emerging Markets Finance and Trade*, 50(1), 68-95.
- Brown, J., Fazzari, S., & Petersen, B. (2009). Financing innovation and growth: Cash flow, external equity, and the 2008 financial crisis. *Journal of Finance*, 64(1), 151-185.
- Bührer, S., Edler, J., Kuhlmann, S., & Seus, S. (2024). Evaluating public research and innovation policies: A short history of co-evolution. En *Systems and innovation research in transition* (pp. 107-144). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-66100-6_5
- Busom, I., & Vélez-Ospina, J. A. (2017). Innovation, public support, and productivity in Colombia: A cross-industry comparison. *World Development*, 99, 75-94.
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and applications*. Cambridge University Press.
- Cappelli, R., Czarnitzki, D., & Kraft, K. (2023). Do RyD subsidies foster firm growth and innovation? *Economics of Innovation and New Technology*, 32(3), 263-286.
- Cattaneo, M. D. (2010). Efficient semiparametric estimation of multi-valued treatment effects under unconfoundedness. *Journal of Econometrics*, 155(2), 138-154.
- Cattaneo, M. D., Crump, R. K., Farrell, M. H., & Feng, Y. (2024). On binscatter. *American Economic Review*, 114(5), 1488-1514. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.09608>
- Cirera, X., & Maloney, W. F. (2017). *La paradoja de la innovación: las capacidades de los países en desarrollo y la promesa incumplida de la convergencia tecnológica*. Washington D. C.: Banco Mundial.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128-152.
- Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica (Concytec). (2023). *Indicadores de ciencia, tecnología e innovación 2022 – Perú*. Lima: Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica.
- Crespi, G., & Zúñiga, P. (2012). Innovation and productivity: Evidence from six Latin American countries. *World Development*, 40(2), 273-290.
- Crespi, G., & Zúñiga, P. (2021). Innovation financing and firm productivity in Latin America: New evidence. *World Development*, 139, 105312.
- Crespi, G., Tacsir, E., & Vargas, F. (2016). Innovation dynamics and productivity: Evidence for Latin America. En J. C. Navarro *et al.* (Eds.), *The new imperative of innovation: Policy perspectives for Latin America and the Caribbean* (cap. 2, pp. 21-50). Washington D. C.: BID.
- Crump, R. K., Hotz, V. J., Imbens, G. W., & Mitnik, O. A. (2009). Dealing with limited overlap in estimation of average treatment effects. *Biometrika*, 96(1), 187-199.

- Czarnitzki, D., & Lopes-Bento, C. (2014). Innovation subsidies: Does the funding source matter for innovation intensity and performance? Empirical evidence from Germany. *Industry and Innovation*, 21(5), 380-409. <https://doi.org/10.1080/13662716.2014.973246>
- Czarnitzki, D., Hanel, P., & Rosa, J. (2011). Evaluating the impact of RyD tax credits on innovation: A microeconomic study on Canadian firms. *Research Policy*, 40(2), 217-229.
- Czarnitzki, D., Hanel, P., & Rosa, J. (2021). Public RyD funding, private investment and firm innovation: Evidence from OECD economies. *Industrial and Corporate Change*, 30(6), 1390-1413.
- David, P. A., Hall, B. H., & Toole, A. A. (2000). Is public RyD a complement or substitute for private RyD? A review of the econometric evidence. *Research Policy*, 29(4-5), 497-529.
- Dehejia, R. H., & Wahba, S. (2002). Propensity score-matching methods for nonexperimental causal studies. *Review of Economics and Statistics*, 84(1), 151-161.
- Drukker, D. M. (2016, julio). What does your model say? It may depend on who is asking. En *2016 Stata Conference* (N.º 31). Stata Users Group.
- Dugoff, E. H., Schuler, M., & Stuart, E. A. (2014). Generalizing observational study results: Applying propensity score methods to complex surveys. *Health Services Research*, 49(1), 284-303. <https://doi.org/10.1111/1475-6773.12090>
- Freeman, C., & Soete, L. (1997). *The economics of industrial innovation* (3.ª ed.). Cambridge, MA: MIT Press.
- Fuentes-Solís, R., Soto-Caro, A., & Paredes, D. (2019). The impact of cooperation on business innovation in developing countries: Evidence from Chile in Latin America. *Journal of Technology Management & Innovation*, 14(4), 31-44.
- Funk, M. J., Westreich, D., Wiesen, C., Stürmer, T., Brookhart, M. A., & Davidian, M. (2011). Doubly robust estimation of causal effects. *American Journal of Epidemiology*, 173(7), 761-767. <https://doi.org/10.1093/aje/kwq439>
- George, S., Kirti, D., Lange, N., & Martínez Peria, M. S. (2025). *Credit and product innovation in emerging markets: Evidence from India*. IMF Working Paper WP/25/192.
- Geroski, P., Machin, S., & Van Reenen, J. (1993). The profitability of innovating firms. *RAND Journal of Economics*, 24(2), 198-211.
- González, X., & Hall, B. H. (2022). Direct and cross-scheme effects in a pan-European RyD subsidy program. *Economics of Innovation and New Technology*, 31(8), 761-779.
- Greco, L., Lenihan, H., & Magro, E. (2022). Policy mixes and firm-level innovation: Evidence from European countries. *Industrial and Corporate Change*, 31(2), 447-474.
- Griliches, Z. (1992). The search for RyD spillovers. *Scandinavian Journal of Economics*, 94, S29-S47.
- Hall, B. H. (1987). The relationship between firm size and firm growth in the U.S. manufacturing sector. *Journal of Industrial Economics*, 35(4), 583-606.
- Hall, B. H. (2011). Innovation and productivity. *Nordic Economic Policy Review*, 2(1), 167-204.
- Hall, B. H., & Lerner, J. (2010). The financing of RyD and innovation. En B. H. Hall & N. Rosenberg (Eds.), *Handbook of the economics of innovation* (vol. 1, pp. 609-639). Amsterdam: Elsevier.

- Hall, B. H., Lotti, F., & Mairesse, J. (2009). Innovation and productivity in SMEs: Empirical evidence for Italy. *Small Business Economics*, 33(1), 13-33.
- Heeringa, S. G., West, B. T., & Berglund, P. A. (2017). *Applied survey data analysis* (2.ª ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315153278>
- Hernán, M. A., & Robins, J. M. (2020). *Causal inference: What if*. Chapman & Hall/CRC.
- Howell, S. T. (2017). Financing innovation: Evidence from R&D grants. *American Economic Review*, 107(4), 1136-1164.
- Imbens, G., & Wooldridge, J. (2009). Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47(1), 5-86.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2019). *Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera y de Servicios Intensivos en Conocimiento 2018: informe metodológico*. Lima: INEI-Produce.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) & Ministerio de la Producción (Produce). (2019). *Resultados de la Encuesta Nacional de Innovación 2015-2017*. Lima: INEI-Produce.
- International Monetary Fund (IMF). (2020, 2024). *World economic outlook*. International Monetary Fund.
- Kang, J. D. Y., & Schafer, J. L. (2007). Demystifying double robustness: A comparison of alternative strategies for estimating a population mean from incomplete data. *Statistical Science*, 22(4), 523-539.
- Kleine, M., Heite, J., & Rosendahl Huber, L. (2022). Subsidized R&D collaboration: The causal effect of innovation vouchers on innovation outcomes. *Research Policy*, 51(6), 104556.
- Lee, K. (2013). *Schumpeterian analysis of economic catch-up: Knowledge, path-creation, and the middle-income trap*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Li, F., Morgan, K. L., & Zaslavsky, A. M. (2018). Balancing covariates via propensity score weighting. *Journal of the American Statistical Association*, 113(521), 390-400.
- Link, A. N., & Scott, J. T. (2010). Government as entrepreneur: Evaluating the commercialization success of SBIR projects. *Research Policy*, 39(4), 589-601.
- López-Acevedo, G., & Tinajero, M. (2010). *Mexico: Impact evaluation of SME programs using panel firm data*. Policy Research Working Paper N.º 5186. World Bank.
- Love, J. H., & Roper, S. (2015). SME innovation, exporting and growth: A review of existing evidence. *International Small Business Journal*, 33(1), 28-48.
- Lumley, T. (2010). *Complex surveys: A guide to analysis using R*. Wiley.
- Lunceford, J. K., & Davidian, M. (2004). Stratification and weighting via the propensity score in estimation of causal treatment effects: A comparative study. *Statistics in Medicine*, 23.
- Lundvall, B.-Å. (1992). *National systems of innovation: Towards a theory of innovation and interactive learning*. Londres: Pinter Publishers.
- Mairesse, J., & Mohnen, P. (2010). Using innovation surveys for econometric analysis. En B. H. Hall & N. Rosenberg (Eds.), *Handbook of the economics of innovation*, vol. 2 (pp. 1129-1155). Elsevier.
- Mardones, C. (2021). Ex-post evaluation of public funding programs on innovation in Chilean firms. *Contaduría y Administración*, 66(3), e2683.
- Ministerio de la Producción (Produce). (2018). *Desempeño innovador del sector manufacturero 2015-2017*. Lima: Produce.

- Ministerio de la Producción (Produce). (2019). *Indicadores de actividades de I+D+i empresarial 2015-2017*. Lima: Produce.
- Ministerio de la Producción (Produce). (2023). *Informe de resultados del incentivo tributario a la I+D+i (Ley N.º 30309)*. Lima: Produce.
- Mohnen, P., Mairesse, J., & Notten, A. (2025). *Innovation and productivity: The recent empirical literature and the state of the art*. UNU-Merit Working Papers N.º 003. <https://doi.org/10.53330/AEUN4217>
- Monge-González, R., & Rodríguez-Álvarez, J. (2013). *Impact evaluation of innovation and linkage development programs in Costa Rica: The cases of Propyme and CR Provee*. IDB Working Paper N.º IDB-WP-461. Inter-American Development Bank.
- Moon, H. R. (2022). *Applied causal inference powered by Stata*. Stata Press.
- Murrieta-Oquendo, M. E., & De la Vega, I. M. (2023). State and dynamics of the innovative performance of medium and large firms in the manufacturing sector in emerging economies: The cases of Peru and Ecuador. *Sustainability*, 15(1), 670. <https://doi.org/10.3390/su15010670>
- Navarro, J. C., Benavente, J. M., & Crespi, G. (2016). *The new imperative of innovation: Policy perspectives for Latin America and the Caribbean*. Washington D. C.: Inter-American Development Bank.
- Nelson, R. R., & Phelps, E. S. (1966). Investment in humans, technological diffusion, and economic growth. *American Economic Review*, 56(2), 69-75.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) & Eurostat. (2018). *Manual de Oslo 2018: directrices para la recopilación, elaboración y análisis de datos sobre innovación* (4.ª ed.). OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2013, 2015, 2018, 2019, 2023, 2025). *Compendium of productivity indicators. Organisation for Economic Co-operation and Development*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2013). *OECD Science, Technology and Industry Scoreboard 2013*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2015). *The innovation imperative: Contributing to productivity, growth and well-being*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2016). *Science, technology and innovation outlook 2016*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2018). *Latin American economic outlook 2018: Rethinking institutions for development*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019). *Measuring the digital transformation: A roadmap for the future*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2023). *Latin American economic outlook 2023: Sustainable and inclusive growth after the pandemic*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2024). *OECD science, technology and innovation outlook 2023*. París: OECD Publishing.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2025). *OECD Compendium of productivity indicators 2025*. París: OECD Publishing.

- Pakes, A., & Griliches, Z. (1984). *Patents and R&D at the firm level: A first look*. En Z. Griliches (Ed.), *R&D, patents, and productivity* (pp. 55-72). University of Chicago Press (for the National Bureau of Economic Research).
- Paus, E. (2022). Innovation and development trajectories in middle-income economies. *World Development*, 157, 105965.
- Penrose, E. (1959). *The theory of the growth of the firm*. Oxford University Press.
- Radicic, D., & Pugh, G. (2017). R&D programmes, policy mix, and the contribution to firm-level innovation. *Research Policy*, 46(6), 1246-1262.
- Raffo, J., Lhuillery, S., & Miotti, L. (2008). Northern and southern innovativity: A comparison across European and Latin American countries. *European Journal of Development Research*, 20(2), 219-239.
- Robins, J. M., & Rotnitzky, A. (1995). Semiparametric efficiency in multivariate regression models with missing data. *Journal of the American Statistical Association*, 90(429), 122-129. <https://doi.org/10.2307/2291135>
- Rodríguez-Álvarez, J. A. & Monge-González, R. (2013). *Impact evaluation of innovation and linkage development programs in Costa Rica: The cases of Propyme and CR Provee*. International Initiative for Impact Evaluation (3ie).
- Romer, P. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5), S71-S102.
- Roper, S., Du, J., & Love, J. H. (2008). Modelling the innovation value chain. *Research Policy*, 37(6-7), 961-977.
- Rosa, J. M., Nitzad, R., Demers, M., & Poghosyan, T. (2024). Do innovation subsidies increase firm performance? Evidence from Canada. *Research Policy*, 53(2), 104931.
- Rosário, C., Varum, C., & Botelho, A. (2022). Impact of public support for innovation on company performance: Review and meta-analysis. *Sustainability*, 14(8), 4731. <https://doi.org/10.3390/su14084731>
- Rosário, M. (2022). *Evaluación de impacto de programas de innovación empresarial en Perú*. Documento de Trabajo. Ministerio de la Producción – ProInnovate.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55. <https://doi.org/10.2307/2335942>
- Santos, V. D., Beuren, I. M., Bernd, D. C., & Fey, N. (2023). Use of management controls and product innovation in startups: Intervention of knowledge sharing and technological turbulence. *Journal of Knowledge Management*, 27(2), 264-284.
- Schumpeter, J. (1934, 1942). *The theory of economic development; capitalism, socialism and democracy*. Harvard University Press.
- Seclén-Luna, J. P. (2023). Gestión de la innovación en empresas peruanas: evidencia de beneficiarios de Innóvate Perú. *Revista de Administración*, 55(1), 28-45.
- Seclén-Luna, J. P., Álvarez Salazar, J., Cancino, C. A., & Schmitt, V. (2024). The effects of innovations on Peruvian companies' sales: The mediating role of KIBS. *Technovation*, 129, 102877. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102877>
- Słoczyński, T., Uysal, S. D., & Wooldridge, J. M. (2022). *Double robust estimation of local average treatment effects using inverse probability weighted regression adjustment*. IZA Discussion Paper N.º 15727. Institute of Labor Economics (IZA).
- Smith, J. A., & Todd, P. E. (2005). Does matching overcome LaLonde's critique of nonexperimental estimators? *Journal of Econometrics*, 125(1-2), 305-353.

- Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65-94.
- Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical Science*, 25(1), 1-21.
- Stürmer, T., Webster-Clark, M., Lund, J. L., Wyss, R., Ellis, A. R., Lunt, M., Rothman, K. J., & Glynn, R. J. (2021). Propensity score weighting and trimming strategies for reducing variance and bias of treatment effect estimates: A simulation study. *American Journal of Epidemiology*, 190(8), 1659-1670. <https://doi.org/10.1093/aje/kwab041>
- Teece, D. J. (1982). Towards an economic theory of the multiproduct firm. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 3(1), 39-63.
- Unesco. (2021). *Unesco science report: The race against time for smarter development*. Paris: Unesco Publishing.
- Unesco. (2023). *Inversión global en I+D supera USD 2.7 billones en 2023*. Montreal: Instituto de Estadística de la Unesco.
- Van Leeuwen, G., & Klomp, L. (2006). On the contribution of innovation to multi-factor productivity growth. *Economics of Innovation and New Technology*, 15(4-5), 367-390.
- Vargas, F., Castillo, M., & Zúñiga, P. (2022). How do firms innovate in Latin America? Inter-American Development Bank.
- Wang, J., & Xu, X. (2024). Digital transformation, technological services, and firm diversification. *Technological Forecasting and Social Change*, 198, 123045.
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817-838. <https://doi.org/10.2307/1912934>
- Wong, P., Ping Ho, Y. & Singh, A. (2005). *Singapore as an innovative city in East Asia: an explorative study of the perspectives of innovative industries*. Policy Research Working Paper Series 3568. The World Bank.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2.^a ed.). MIT Press.
- World Bank. (2017). *World development indicators – Research and development expenditure (% of GDP)*. Washington D. C.: World Bank.
- World Bank. (2021). *World development report 2021: Data for better lives*. Washington D. C.: World Bank.
- World Bank. (2024). *Accelerating innovation and digitalization in Asia to boost productivity post-COVID-19*. Washington D. C.: IMF / World Bank.
- World Intellectual Property Organization (WIPO). (2024). *Global innovation index 2024*. Ginebra: WIPO.
- Zahra, S., & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of Management Review*, 27(2), 185-203.
- Zúñiga, P. (2024). *Impact and effectiveness of innovation policy: Evidence by type of instrument*. World Bank Policy Brief.
- Zuo, Z., Huang, Y., & Xu, K. (2022). Government RyD subsidies and firm innovation performance: Evidence from a meta-analysis. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(3), 100-115.

6. Anexos

Anexo A — Diagnóstico global de balance y soporte común

Con el propósito de garantizar la consistencia interna y la validez empírica de las estimaciones basadas en ponderadores de probabilidad inversa (IPWRA), se llevó a cabo un diagnóstico integral del balance de covariables y del soporte común en todas las especificaciones del modelo. En cada regresión, el puntaje de propensión se estimó mediante un modelo *logit* que incluye como predictores las principales características observables de las firmas: antigüedad, tamaño (total de personal en 2017), capital humano (porcentaje de trabajadores con educación superior), intensidad de obstáculos a la innovación, sector económico (CIU), forma jurídica, tipo de financiamiento y ubicación geográfica.

A partir de dichas estimaciones, se aplicó un procedimiento de *trimming* que restringe la muestra al rango de puntajes observado entre las empresas tratadas, eliminando las observaciones con puntajes fuera del área de solapamiento efectivo. Esta depuración, aunque acotada (mediana \approx 2-3% de observaciones), es crucial para evitar extrapolaciones fuera del dominio empírico de soporte común y fortalecer la interpretación causal del estimador ATET.

En el análisis agregado, el desequilibrio preajuste (medido por la diferencia estandarizada de medias, SMD) fue moderado y heterogéneo entre especificaciones: el máximo $|SMD|$ previo al ajuste promedió alrededor de 0,28, reflejando diferencias sistemáticas iniciales entre firmas tratadas y de control. Tras la aplicación de los pesos IPW asociados al ATET, se observa una mejora sustantiva en el balance, con un máximo $|SMD|$ posajuste en torno a 0,05-0,07 y con entre el 92% y el 98% de las covariables bajo el umbral convencional $|SMD| < 0,1$.

Este resultado se mantiene de manera consistente a través de los distintos *outcomes* analizados (ventas, exportaciones, indicadores de innovación) y de las distintas definiciones de tratamiento (acceso a programas públicos, servicios tecnológicos o ambos). En todos los casos, los gráficos de densidad del puntaje de propensión evidencian superposición sustantiva entre las distribuciones de tratados y controles, confirmando la existencia de soporte común amplio. Asimismo, los denominados *love plots* muestran de forma visual la reducción sistemática de los desequilibrios, con los puntos posajuste concentrados en torno a cero y contenidos dentro del rango de tolerancia de $\pm 0,1$.

Estos diagnósticos cuantitativos del anexo presente permiten afirmar que el proceso de ajuste por ponderación ha logrado neutralizar los sesgos

de selección observables sin deteriorar la representatividad de la muestra. La magnitud de los SMD posajuste, junto con la estabilidad de los resultados frente al *trimming*, sugiere que el procedimiento de emparejamiento ponderado logra aproximarse a un escenario de asignación cuasialeatoria del tratamiento. En consecuencia, las estimaciones del efecto medio del tratamiento sobre los tratados (ATET) pueden interpretarse con un alto grado de credibilidad causal, en línea con los estándares metodológicos recomendados por la literatura contemporánea en evaluación de impacto (Rosenbaum & Rubin, 1983; Imbens & Wooldridge, 2009; Stuart, 2010).

Finalmente, la consistencia de los diagnósticos de balance entre *outcomes* y especificaciones refuerza la robustez estructural del enfoque adoptado: no se identifican covariables con desbalance sistemático posterior al ajuste, y la varianza de los SMD post se mantiene estable a lo largo de las regresiones, lo que sugiere una adecuada sobreposición en el conjunto completo de datos. Este conjunto de evidencias empíricas sustenta que los efectos estimados reflejan diferencias atribuibles al tratamiento y no a heterogeneidades observables persistentes.

Tabla 5
Resumen de diagnóstico por variable de resultado

Variable de resultado	Máx. SMD Pre (prom)	Máx. SMD Post (prom)	% covars. SMD <0,1 Post (prom)	<i>Trimming</i> % (mediana)	Rango típico de PS (p5-p95)
Ventas 2017	0,29	0,06	95%	2,8%	[0,07, 0,86]
Exportaciones 2017	0,27	0,05	97%	2,3%	[0,06, 0,88]
% ingreso producto principal	0,31	0,07	93%	3,2%	[0,08, 0,84]
Innovación (producto o proceso)	0,26	0,05	98%	2,1%	[0,05, 0,89]
Innovación de producto	0,28	0,06	96%	2,4%	[0,06, 0,87]
Innovación de proceso	0,30	0,06	94%	2,7%	[0,07, 0,85]

La tabla 5 muestra de manera sintética la calidad del emparejamiento y la evidencia de soporte común para todas las especificaciones del estudio. En promedio, las diferencias estandarizadas de medias (SMD) disminuyen sustancialmente tras el ajuste: el valor máximo pasa de aproximadamente 0,28 (preajuste) a 0,06 (posajuste), y entre el 93% y el 98% de las covaria-

bles quedan dentro del umbral convencional de $|SMD| < 0,1$. El *trimming* aplicado resulta marginal –entre el 2% y el 3% de las observaciones– y las distribuciones del puntaje de propensión (rango típico 0,05-0,89) presentan una superposición adecuada entre grupos tratados y de control.

Es así como se confirma un balance de covariables satisfactorio y soporte común robusto, otorgando alta credibilidad causal a las estimaciones presentadas.

Tabla 6
Resumen de diagnóstico por variable de tratamiento

Variable de tratamiento	Máx. SMD Pre (prom)	Máx. SMD Post (prom)	% covars. SMD <0,1 Post (prom)	<i>Trimming</i> % (mediana)	Rango típico de PS (p5-p95)
Programas públicos de innovación	0,27	0,05	97%	2,2%	[0,06, 0,88]
Servicios tecnológicos y de innovación	0,30	0,06	94%	3,1%	[0,07, 0,85]
Acceso combinado	0,29	0,06	95%	2,6%	[0,06, 0,87]

La tabla 6 presenta el diagnóstico de balance y soporte común agrupado por tipo de tratamiento. Los resultados evidencian una mejora sustantiva en el balance de covariables después del ajuste por ponderación IPW en los tres grupos analizados. En promedio, el máximo $|SMD|$ se reduce de 0,27-0,30 antes del ajuste a 0,05-0,06 después del ajuste, mientras que entre el 94% y el 97% de las covariables quedan dentro del umbral convencional $|SMD| < 0,1$.

El *trimming* aplicado es acotado (entre el 2,2% y el 3,1% de las observaciones), lo que confirma que el recorte necesario para garantizar el soporte común es mínimo y no compromete la representatividad de las muestras. Los rangos típicos del puntaje de propensión ([0,06-0,88], [0,07-0,85], [0,06-0,87]) muestran superposición adecuada entre tratados y controles en todos los tratamientos.

Con esto se demuestra que los procedimientos de estimación aseguran soporte común y balance satisfactorio de covariables en todas las definiciones de tratamiento (programas públicos, servicios tecnológicos y acceso combinado), lo que fortalece la consistencia interna y la validez causal de los resultados principales.

Tabla 7
Resumen de diagnóstico por covariable

Covariable	SMD Pre (prom)	SMD Post (prom)	SMD Post (p95)
Antigüedad (años)	0,18	0,03	0,07
Personal total 2017	0,24	0,05	0,09
% personal con educación superior	0,20	0,04	0,08
Obstáculos a la innovación (conteo)	0,16	0,03	0,07
Departamento	0,14	0,04	0,08
CIU: <i>dummies</i> (promedio entre categorías)	0,26	0,06	0,09
Forma jurídica: <i>dummies</i> (promedio)	0,22	0,05	0,08
Tipo de financiamiento: <i>dummies</i> (promedio)	0,23	0,05	0,09

La tabla 7 sintetiza los resultados del diagnóstico de balance por covariable, ofreciendo una visión transversal del desempeño del ajuste en todas las especificaciones. Se observa una reducción sistemática de los desbalances iniciales en todas las variables incluidas en el modelo de puntaje de propensión. En promedio, las diferencias estandarizadas de medias (|SMD|) se reducen de valores preajuste entre 0,14 y 0,26 a valores posajuste entre 0,03 y 0,06, mientras que el percentil 95 de las SMD post permanece consistentemente por debajo del umbral de 0,10 en todas las covariables.

Este patrón indica que el proceso de ponderación logra homogeneizar las distribuciones de las variables explicativas entre los grupos tratados y de control sin eliminar información relevante. Variables estructurales como el tamaño de la firma, la antigüedad o la proporción de personal calificado muestran desbalances residuales mínimos ($|SMD| \text{ post} \leq 0,05$), lo que evidencia una mejora sustantiva en la comparabilidad entre empresas. Asimismo, las covariables categóricas (CIU, forma jurídica y tipo de financiamiento) mantienen un comportamiento equilibrado, con SMD promedio posajuste en torno a 0,05-0,06, muy por debajo de los niveles considerados problemáticos en la literatura de evaluación de impacto.