

Fernando González Vigil (editor)

29

DOCUMENTO
DE INVESTIGACIÓN

Economía aplicada

Ensayos de investigación económica 2023

Martha Sofía Aredo Jacinto
Abdón Cárdenas Pérez
Nicolás Sebastián Claverías Cisneros
Camila Andrea Cuba Jara
Renato Paul Florián Cabello
Johann Andrew Lázaro Silva
Sebastián Steve Portocarrero Polanco
Mauricio Nash Rebaza Gilio
Gonzalo Gabriel Suzuki Cósser
Matías Gabriel Villalba Ortega

Con la colaboración de:
Karina Angeles Mendoza

Fondo
Editorial



UNIVERSIDAD
DEL PACÍFICO

Economía aplicada

Ensayos de investigación económica 2023

Martha Sofía Aredo Jacinto
Abdón Cárdenas Pérez
Nicolás Sebastián Claverías Cisneros
Camila Andrea Cuba Jara
Renato Paul Florián Cabello
Johann Andrew Lázaro Silva
Sebastián Steve Portocarrero Polanco
Mauricio Nash Rebaza Gilio
Gonzalo Gabriel Suzuki Cósser
Matías Gabriel Villalba Ortega

Con la colaboración de:
Karina Angeles Mendoza

Asistencia técnica y asociatividad: un efecto conjunto sobre la productividad del sector agropecuario peruano²⁶

Renato Paul Florián Cabello
Sebastián Steve Portocarrero Polanco

Introducción

En 2020, el sector agropecuario fue uno de los pocos que mantuvo su crecimiento tras la llegada de la pandemia al Perú, con una tasa de crecimiento del 1,3% con respecto a 2019 (Midagri, 2020). Sin embargo, a pesar del crecimiento del sector y su importancia para el dinamismo económico del país, 4 de cada 10 agricultores son pobres (INEI, 2021). Esto podría explicarse por la baja productividad laboral que existe en el sector agropecuario, a tal punto que, junto con la pesca, ocupó el último puesto en productividad laboral entre los años 2017 y 2021 (ComexPerú, 2021).

A nivel internacional, uno de los métodos más empleados para apoyar el incremento de la productividad agropecuaria es la asistencia técnica, como parte del componente *learning-by-doing* de los servicios de extensión agraria (Robinson-Pant, 2016). La asistencia técnica proporciona información, técnicas y herramientas para mejorar el rendimiento productivo, promueve la diversificación de productos y la ampliación del mercado, y reduce costos mediante el uso de mejores tecnologías (Davis *et al.*, 2012). En el Perú, estos servicios son brindados por instituciones públicas y privadas como, por ejemplo, el Instituto Nacional de Innovación Agraria (INIA), el Ministerio de

²⁶ Este ensayo es una versión resumida y editada del Trabajo de Investigación Económica que, con el mismo título, fue concluido y aprobado en noviembre de 2023. Sus autores agradecen en especial a la asesora de este trabajo, la profesora Joanna Kamiche Zegarra, así como a los miembros del jurado, el profesor Daniel De La Torre Ugarte y la profesora Rosario Gómez Gamarra, por sus valiosas observaciones.

Agricultura y Riego (Midagri), el Banco Agropecuario del Perú (Agrobanco), la Fundación para el Desarrollo Agrario (FDA), entre otras.

De otro lado, la promoción de la asociatividad –entendida como la pertenencia, interacción y/o participación en organizaciones– es una estrategia que estimula la transferencia de conocimientos para mejorar prácticas productivas y genera un mayor poder de negociación para reducir costos de producción y obtener mejores precios (Blekking *et al.*, 2021). En el Perú, la asociatividad es entendida como un mecanismo colectivo y voluntario bajo el cual los productores articulan esfuerzos, generan sinergias y obtienen beneficios al lograr contrarrestar dificultades propias del mercado y de la actividad agropecuaria (INIA, 2016).

Sin embargo, pese a la evidencia de que ambas variables –asistencia técnica y asociatividad– contribuyen individualmente al incremento de la productividad, en la literatura no se ha estudiado en detalle su contribución conjunta. Por ello, la presente investigación se plantea la hipótesis de que la asistencia técnica y la asociatividad tienen en conjunto un positivo impacto complementario sobre la productividad del sector agropecuario peruano. Este se daría a través de la generación de espacios para el trabajo colaborativo, cooperativo y coordinado entre productores (Bobadilla, Puente, & Fernández, 2019), en los cuales comparten conocimientos prácticos canalizados por la asistencia técnica, para la adopción de mejores tecnologías y procesos de producción y sostenibilidad de las cosechas (Midagri, 2021).

Aquí evaluamos nuestra hipótesis analizando la variación en la productividad mediante un modelo con *pool* de datos que utiliza la estrategia metodológica de *propensity score matching* (PSM), a fin de controlar por el sesgo de selección existente y realizar la estimación sobre la base de grupos muestrales comparables. Nos basamos en los datos para los años 2017 a 2019 de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA), anualmente recopilada y publicada *online* por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2017/2018/2019).

1. Revisión de literatura

1.1 Productividad

La forma clásica de medir la productividad es bajo el enfoque de la productividad total de factores (PTF). Este enfoque considera el conjunto de factores de producción y analiza la eficiencia con la que es utilizado para lograr un determinado nivel de producto (Belloumi & Matoussi, 2009). Mientras que la

forma neoclásica de medir la productividad es calculando la producción total por cada unidad de un determinado factor de producción, siendo la unidad de tierra el factor más utilizado para el cálculo de la productividad agropecuaria (Fischer & Qaim, 2012); por ejemplo, en términos de toneladas de maíz por hectárea (Sheng, Ding, & Huang, 2019) o de kilogramos de cacao y plátanos por hectárea (Wongnaa & Babu, 2020).

En estudios empíricos, la forma de medir la productividad más empleada se enfoca en el valor bruto de producción (VBP), el cual es el valor total de la producción bruta efectivamente vendida o para el autoconsumo, obtenida a nivel de la unidad agropecuaria o parcela, multiplicando para cada producto su cantidad producida por el respectivo precio de mercado (Escobal, Fort, & Zegarra, 2015). En el presente estudio, adoptamos este enfoque de VBP debido a que toma en cuenta: (i) el canal de precios y (ii) la producción destinada a autoconsumo. Esto último es algo clave cuando se analiza la productividad agropecuaria en países en vías de desarrollo, cuyas estructuras sociales dificultan el acceso a mercados (Penot, Chambon, & Myint, 2021).

1.2 Asociatividad

La asociatividad se entiende como la capacidad de los productores para formar y mantener vínculos con otros miembros de una organización, grupo o comunidad para trabajar de manera colaborativa, cooperativa y coordinada (Bobadilla *et al.*, 2019). La pertenencia a una organización ofrece ventajas en términos de eficiencias en la producción a través de economías de escala (Markelova & Mwangi, 2010), y también de un mayor poder de negociación que se manifiesta en canales de costos y precios como, por ejemplo, el acceso a precios reducidos de insumos y a mejores de productos finales (Wollni & Zeller, 2007). Además, dicha pertenencia influye en la adopción de nuevas tecnologías e insumos especializados que mejoran la productividad, dependiendo de la actividad realizada (Blekking *et al.*, 2021).

Sin embargo, es una tarea compleja la medición e identificación de cada canal de transmisión de los beneficios generados por la asociatividad (Zheng, Wang, & Awokuse, 2012). Además, las asociaciones entre productores agropecuarios se dan por diversos motivos, desde cuestiones intrínsecas a cada productor, tales como la motivación o interés por el éxito productivo (Fischer & Qaim, 2012), hasta razones más estratégicas y específicas tales como lograr una mejor planificación de las cosechas (Blekking *et al.*, 2021).

Sin perjuicio de lo anterior, varios estudios muestran que la pertenencia a una organización suele impactar positivamente sobre la eficiencia en la

actividad productiva. Por ejemplo, Maharjan y Fradejas (2006) demostraron que las cooperativas mejoraron no solo las operaciones pecuarias de los productores miembros, sino también el bienestar socioeconómico de sus hogares, en comparación con los no miembros. Además, Kashiwagi (2020) encuentra, utilizando la metodología de PSM, que la asociatividad tiene un positivo efecto incremental en la eficiencia técnica, de 10,2 p. p. y 10,5 p. p. bajo los algoritmos de emparejamiento de Kernel y *nearest neighbour* respectivamente.

1.3 Asistencia técnica

La asistencia técnica forma parte de los servicios de extensión agraria, que brindan apoyo y orientación a los productores para mejorar las prácticas agrícolas e incrementar la productividad de sus cultivos y/o productos (INIA, 2016). Así, estos programas comprenden dos servicios fundamentales: (i) la capacitación y (ii) la asistencia técnica.

La capacitación se orienta a brindar información clave sobre el mercado (precios y costos) y a difundir el conocimiento de buenas prácticas agropecuarias sostenibles, resilientes y más productivas. Y la asistencia técnica aterriza ese conocimiento con apoyo práctico para la adopción de mejores métodos de producción y comercialización, entre otros (Davis *et al.*, 2012).

En el Perú, la provisión de asistencia técnica está mayormente a cargo de instituciones públicas; sin embargo, las instituciones privadas han demostrado mejores resultados, en promedio (Díaz, 2014). Pese a ello, el servicio brindado por instituciones privadas usualmente carece de un enfoque territorial de extensión agraria²⁷ y está en gran parte limitado a productores agropecuarios que tienen la solvencia necesaria para pagar el servicio.

Asimismo, al igual que en el caso de la asociatividad, la participación del productor agropecuario en la asistencia técnica depende de diversos factores. Entre ellos, se encuentran: (i) afinidad al tema de servicio de extensión (en términos de productos agropecuarios), (ii) motivación intrínseca, (iii) percepción de la calidad de la asistencia técnica (Fischer & Qaim, 2012).

Los estudios presentan evidencia variada respecto al impacto de la asistencia técnica sobre la productividad. Por un lado, autores como Torres, Dávalos y Morales (2021) encuentran que la asistencia técnica tiene un efecto promedio

²⁷ Dicho enfoque es una estrategia empleada para articular los subsistemas de origen, extensión y usuario del programa a fin de asegurar que la asistencia se adecue a las necesidades culturales y territoriales de cada productor (Manzo, Rodríguez, & Triveño, 2020).

positivo y significativo de un 50,4% en el valor de la producción por hectárea. Para el caso peruano, Higuchi y Mahera (2022) demuestran, al 90% de confianza, que participar en tres o más sesiones de asistencia técnica por año tiene un efecto significativo en la eficiencia de la producción de cacao en la Amazonía peruana.

Sin embargo, Ragasa y Mazunda (2018) no encontraron efecto alguno de la asistencia técnica sobre la productividad en Malawi. La razón principal de esto podría deberse a características no observadas, y al error de medir la asistencia técnica como una variable uniforme que no distingue entre capacitación y aportes prácticos (Aker, 2011).

1.4 Relación entre asociatividad y asistencia técnica

En el Perú, existen ocasiones en las que el Estado busca promover la presencia de ambas variables en su apoyo a los productores. En particular, aplicando el enfoque «campesino a campesino» que, según Escobal y Ponce (2016), es una estrategia metodológica de enseñanza y aprendizaje empleada para incrementar la productividad de los productores mediante la difusión de conocimientos. Ello se da a través de procesos participativos y el aprendizaje recíproco-horizontal para mejorar prácticas productivas sostenibles de las familias (Midagri, 2021). Esta metodología da una luz preliminar de lo bien que pueden interactuar estas variables en conjunto.

En síntesis, los estudios empíricos antes citados coinciden respecto a la existencia de un impacto positivo de la asociatividad sobre el rendimiento productivo de los productores (Maharjan & Fradejas, 2006; Kashiwagi, 2020; Blecking *et al.*, 2021). Si bien hay menos evidencia empírica del efecto positivo de la asistencia técnica, el supuesto usual al respecto es que el rendimiento de los productores mejora cuando son asistidos en su aprendizaje de conocimientos prácticos y nuevas tecnologías (Davis *et al.*, 2012; Torres *et al.*, 2021). Pero no hemos encontrado estudios que analicen en profundidad el efecto conjunto de ambas variables en el rendimiento productivo de productores agropecuarios.

Ello justifica la hipótesis del presente estudio: que la asistencia técnica y la asociatividad tienen un positivo efecto complementario sobre la productividad del sector agropecuario peruano. Lo cual se debería a que la asociatividad genera espacios para el trabajo colaborativo, cooperativo y coordinado entre productores, en los cuales pueden compartir el conocimiento práctico canalizado bajo la asistencia técnica en términos de adopción de tecnología, mejores prácticas agropecuarias y sostenibilidad de las cosechas.

2. Marco analítico

Los mecanismos de transmisión que respaldan el esperado efecto conjunto de la asociatividad y la asistencia técnica sobre la productividad agropecuaria son:

En primer lugar, el intercambio de conocimientos es más enriquecedor cuando los productores agropecuarios tienen más experiencia práctica, mejores técnicas productivas y/o saberes tecnológicos. Esto se debe a que un productor más preparado tendrá una mayor capacidad para enseñar y compartir la información aprendida (Midagri, 2021). Suárez y Suárez (2017) indican que la cooperación en el interior de una red de productores suma capacidades y potencia la creatividad al socializar saberes. Para que esta propagación de saberes sea efectiva, es necesario contar con productores adecuadamente preparados en términos técnicos y prácticos, a fin de que la información difundida sea útil para mejorar la producción total (INIA, 2016).

En segundo lugar, al recibir la asistencia técnica que mejora las capacidades prácticas y técnicas del productor, este incrementa la confianza en sí mismo y su capacidad de relacionarse efectivamente con los demás. En efecto, según Suárez y Suárez (2017), un productor asociado que ha recibido asistencia técnica buscará relacionarse más intensamente con los miembros de su organización más destacados o experimentados. Con los cuales hablará cómodamente debido a su mayor confianza en sí mismo resultante de su mayor capacidad técnica (Domínguez & Ulloa, 2016). Por ello, Foncodes (2020) resalta la importancia de esta confianza, que aumenta la difusión y absorción de información y conocimientos prácticos.

Por último, existe un canal de concientización al productor, a través de la provisión de asistencia técnica. Esta motiva a los productores a prestar mayor atención a las alternativas de solución propuestas para las dificultades identificadas, además de buscar asistencias que mejor se adapten a sus necesidades. Ello mitiga obstáculos identificados por el INIA (2016) en ciertos productores, como su marcada rigidez ante los cambios y consiguiente desinterés por participar en actividades de transferencia y adopción de nuevas tecnologías.

3. Metodología

3.1 Descripción de la fuente de información

Para el período 2017-2019, cubierto por la presente investigación, la fuente de datos es la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA), que anualmente recopila y publica *online* el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2017/2018/2019).

La ENA comprende 23 módulos. Para la medición de la productividad, nos basamos en los siguientes: superficie cosechada, sembrada, producción y destino de los cultivos cosechados (módulo 2), producción pecuaria (módulo 10), subproductos pecuarios (módulo 11) y derivados pecuarios (módulo 12). El componente de asociatividad tiene un módulo propio (módulo 16), en el cual se presentan: (i) la pertenencia del productor a alguna organización, (ii) el tipo de organización a la cual pertenece y (iii) los beneficios de la pertenencia a la organización.

Además, la ENA posee el módulo de servicios de extensión agraria (módulo 15), en el cual se clasifican los productores según aquellos que: (i) recibieron capacitación, (ii) tuvieron acceso a información agraria y (iii) recibieron asistencia técnica²⁸. El cuestionario respectivo detalla los distintos rubros de asistencia técnica que el productor pudo haber recibido según la actividad a la que se dedica. Por ejemplo, para la actividad agrícola, se tiene la implementación de análisis de suelos, operación de sistemas de riego, uso de abonos y fertilizantes, entre otros. Nótese que la encuesta reporta los temas de asistencia técnica de esa manera general y, por ende, son útiles para cualquier tipo de cultivo, en el caso de la actividad agrícola. Análogamente, para la crianza y uso económico de cualquier animal, en el caso de la actividad pecuaria.

La ENA también cuenta con módulos que sirven para caracterizar la muestra como, por ejemplo, características de la unidad agropecuaria (módulo 1), del productor agropecuario y su familia (módulo 19). Estos módulos presentan variables que incluimos dentro del *set* de controles para nuestra estimación.

3.2 Modelo empírico

A fin de hallar el efecto complementario de la asociatividad y la asistencia técnica en la producción agropecuaria, utilizamos la siguiente regresión principal cuyos coeficientes estimamos por mínimos cuadrados ordinarios (MCO):

$$\ln(y_i) = \beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 A_i + \beta_3 A_i T_i + \beta_4 N_i + \beta_5 C_i + \beta_6 S_i + \beta_7 S_i^2 + X_i + \delta_d + \gamma_t + F_a + \varepsilon_i$$

En esa ecuación, i es un identificador de la unidad agropecuaria (UA), d es un identificador a nivel departamental y t es un identificador a nivel de año en el *pool* de datos. Todas las variables en torno al «productor» hacen referencia al jefe de la UA. De este modo, y_i corresponde al valor bruto de producción

²⁸ La ENA identifica qué institución, pública o privada, brindó asistencia técnica a los productores, y si fue pagada o gratuita.

de la UA; T_i es una *dummy* que reporta la recepción (en los últimos tres años) de asistencia técnica por parte del productor; N_i es el reporte del número de rubros de asistencia técnica recibidos por el productor (a modo de *proxy* de la intensidad con la que se brinda la asistencia técnica, ya que la ENA no reporta dicha variable directamente); A_i es una *dummy* que reporta la asociatividad del productor; C_i es una *dummy* que reporta la recepción (en los últimos tres años) de capacitación del productor; y S_i representa la superficie de la UA. Sobre esta última variable, se incluye su cuadrado para incorporar los rendimientos marginales de la tierra como factor de producción.

Asimismo, X_i corresponde a un *set* de características asociadas al productor. Estas características corresponden a las covariables observables que, de acuerdo con los estudios consultados (Markelova & Mwangi, 2010; Fischer & Qaim, 2012; Ortega *et al.*, 2019), representan las principales fuentes de endogeneidad en la asignación del tratamiento. Estas variables son: nivel educativo, edad, sexo, experiencia, grado de especialización, e idioma²⁹. Respecto a edad y experiencia, se incluyen los cuadrados de estas variables debido a los posibles rendimientos crecientes/decrecientes sugeridos por los estudios consultados. Por último, δ_d es un efecto fijo a nivel departamental; γ_t es un efecto fijo de tiempo (2017, 2018 y 2019); F_a es un vector de efectos fijos relacionados con las características del productor; y ε_{ijt} es el término de perturbación.

Al aplicar la metodología de PSM, nuestro grupo de tratamiento está conformado por los productores que se encuentran asociados y reportan haber recibido asistencia técnica. Mientras que los productores que incluimos en el grupo de control son los que no reportan ambas variables en conjunto. Así, β_3 —el coeficiente de interés— refleja el efecto complementario que presenta la interacción entre la asistencia técnica y la asociatividad sobre la productividad.

Es necesario hacer las siguientes precisiones sobre la construcción que hemos realizado de las variables de mayor relevancia. La variable dependiente —valor bruto de producción— es construida mediante la siguiente expresión:

$$\sum_{c=1}^n (p_{cijt} * q_{cijt})$$

²⁹ Si bien la experiencia y la edad presentan cierta correlación, la literatura sugiere incluir ambas variables debido a que recogen efectos diferenciados. Por un lado, la experiencia recoge la acumulación de conocimiento práctico y la resiliencia a cambios en los mercados (Zhou & Li, 2022). Por otro lado, la edad captura cambios generacionales (mentalidad y aceptación de cambios) y capacidad de aprendizaje (Guo, Wen, & Zhu, 2015; Seok *et al.*, 2018).

Así, el valor bruto de producción para el productor i del departamento j en el año t se obtiene de la suma del valor bruto de los productos n del productor, multiplicando el precio de cada producto c (p_{cijt}) por su cantidad producida (q_{cijt}). La inclusión de efectos fijos departamentales y de tiempo permite controlar por las fluctuaciones sistemáticas en los valores de p_c y q_c que se deban exclusivamente a factores intrínsecos al departamento y año evaluado, respectivamente (Woolridge, 2010).

En cuanto a la asistencia técnica, el interés de nuestra investigación se centra en la asistencia técnica gratuita brindada por el Estado, ya que esta, además de abarcar la mayor cantidad de productores, contribuye con la finalidad de nuestro estudio, consistente en obtener resultados que permitan extraer conclusiones útiles para mejores políticas públicas sobre el sector. Y si bien no es posible medir la intensidad de la asistencia técnica dentro de cada tema de asistencia, sí es posible controlar este efecto a través de un *proxy* definido como el número de rubros de asistencia técnica recibidos. De ahí la importancia de incorporar N_i en el modelo.

También incluimos un vector de efectos fijos relacionados con las características del productor (F_a), para establecer cortes muestrales y evaluar la incidencia del tratamiento en productores semejantes según ciertos criterios específicos. Este vector considera los siguientes efectos fijos: (i) producto agrícola principal (aquel producto agrícola con mayor peso/importancia dentro del valor bruto de producción), (ii) producto pecuario principal (aquel producto pecuario con mayor peso/importancia dentro del valor bruto de producción), (iii) diversificación del portafolio de productos agrícolas (número de tipos de cultivos cosechados por la UA), (iv) diversificación del portafolio de productos pecuarios (número de tipos de animales criados en la UA) y (v) acceso a mercados (locales/regionales o agroindustria/exteriores).

Y, en vista de que la ENA no permite disponer de un panel de datos porque no realiza un seguimiento a los mismos productores año tras año, nuestra metodología hace uso de un *pool*, entendido como un conjunto de datos que apila cortes transversales de muestras aleatorias constituidas por diferentes períodos de tiempo y diferentes unidades de análisis (en este caso, diferentes unidades agropecuarias). Pero, al no poder incluir en la regresión efectos fijos a nivel de UA por carecer de un panel, la estimación de un *pool* de datos por MCO está expuesta a dos principales fuentes de endogeneidad: (i) sesgo de selección por variables observables omitidas y (ii) sesgo por factores no observables.

Por ello, a fin de controlar el sesgo de selección por variables observables omitidas, empleamos la herramienta metodológica de PSM. La cual consiste en encontrar, en un gran grupo de control conformado por individuos no tratados, a aquellos individuos que son similares a los del grupo de tratamiento en un *set* de características individuales relevantes (Caliendo & Kopeinig, 2008). Cuyo algoritmo de emparejamiento hace uso de un *propensity score* (puntaje de propensión) asignado a cada observación, luego de estimar un modelo de regresión logística en el cual la variable dependiente es la asignación al tratamiento y las variables independientes son las covariables observables. Una vez que se ha estimado el puntaje de propensión para cada observación o unidad de estudio, el algoritmo de emparejamiento del PSM busca encontrar pares de observaciones de tratamiento y de control con puntajes de propensión similares.

El presente estudio aplica el algoritmo de emparejamiento de *radius matching*, donde cada unidad tratada se empareja con todas las unidades no tratadas cuyos valores del puntaje de propensión se encuentran dentro de un rango predefinido. La elección de este algoritmo se debe a que el *pool* por emplear presenta numerosas observaciones fuera del grupo de tratamiento por cada observación tratada³⁰. Así, se puede aprovechar la información proporcionada por las observaciones no tratadas para generar una estimación más precisa. Además, la selección del emparejamiento sucede dentro del *caliper* establecido, entendido como el diferencial máximo entre *propensity scores* que se tolerará en el momento de emparejar a las observaciones a través del PSM (Caliendo & Kopeinig, 2008). El valor del *caliper* para la presente investigación es de 0,001, correspondiente al valor más estricto según la literatura (Adjin, Goundan, & Henning, 2020; Wu *et al.*, 2010)³¹.

Sin embargo, uno de los problemas que surgen con el PSM es que no toma en consideración el sesgo generado por factores no observables. Esto hace necesario emplear una estrategia que determine en qué medida la no inclusión de variables no observables está afectando los resultados cualitativos de la estimación (Rosenbaum, 2005). Por ello, aquí utilizamos los Rosenbaum *bounds*, que identifican en qué tanto deberían diferir las características no observables entre ambos grupos muestrales (tratamiento y control) para alterar la validez

³⁰ Para la regresión principal, se cuenta con 3523 y 74 617 observaciones pertenecientes al grupo de tratamiento y de control, respectivamente. Hay así 21,2 observaciones fuera del grupo de tratamiento por cada observación tratada.

³¹ Si bien se cuenta con un *caliper* «principal» de 0,001, posteriormente se aplican pruebas de robustez en torno al valor de este parámetro.

de los resultados inferidos. Así, mientras mayor sea el límite (*bound*), los resultados serán más robustos a la existencia de factores no observables que estén correlacionados con la asociatividad, la asistencia técnica y la productividad.

3.3 Caracterización de los datos empleados

La ENA requiere de un proceso de limpieza para que la unidad de análisis sea homogénea en términos de disponibilidad de información. Por ello, hemos depurado aquellas observaciones que reportan *missing values* en las variables de interés. Tras este ejercicio de limpieza, el resultante conjunto de datos analizados contiene 26 259 UA para el año 2017, 25 993 para el año 2018 y 25 930 para el año 2019. La alta similitud existente en la cantidad de observaciones para cada año indica que el *pool* de datos empleados exhibe un balance para los años seleccionados.

La tabla 1 muestra la descripción de las variables relevantes y la caracterización de la muestra para la investigación:

Tabla 1
Descripción de las variables relevantes y caracterización de la muestra

VARIABLE	Descripción	Control	Tratamiento	Diferencia
log_productividad	Logaritmo de la productividad agropecuaria	8,061 (1,664)	9,540 (1,435)	1,479*** (0,029)
AT	1, si el productor recibió asistencia técnica en los últimos tres años; 0, de otro modo	0,029 (0,167)	1,000 (0,000)	0,971*** (0,003)
num_AT	Número de temas de asistencia técnica recibidas por el productor	0,028 (0,195)	1,192 (0,749)	1,164*** (0,004)
asociatividad	1, si el productor se encuentra asociado; 0, de otro modo	0,434 (0,496)	1,000 (0,000)	0,566*** (0,008)
capacitacion	1, si el productor recibió capacitación en los últimos tres años; 0, de otro modo	0,103 (0,304)	0,665 (0,472)	0,563*** (0,005)
sup_ha	Superficie de la unidad agropecuaria (en hectáreas)	3,715 (4,666)	5,445 (5,158)	1,729*** (0,081)
educ_primaria	1, si el productor asistió como máximo a la educación primaria; 0, de otro modo	0,509 (0,500)	0,402 (0,490)	-0,108*** (0,009)
educ_secundaria	1, si el productor asistió como máximo a la educación secundaria; 0, de otro modo	0,290 (0,454)	0,395 (0,489)	0,105*** (0,008)
educ_nouniv	1, si el productor asistió como máximo a la educación superior no universitaria; 0, de otro modo	0,047 (0,211)	0,09 (0,286)	0,043*** (0,004)

educ_univ	1, si el productor asistió como máximo a la educación universitaria; 0, de otro modo	0,04 (0,196)	0,079 (0,271)	0,039*** (0,003)
edad	Edad del productor (en años)	54,057 (15,031)	52,858 (12,990)	-1,199*** (0,258)
sexo	1, si el productor es hombre; 0, si el productor es mujer	0,711 (0,453)	0,808 (0,394)	0,098*** (0,008)
experiencia	Experiencia del productor (en años)	25,931 (14,673)	23,949 (12,83)	-1,982*** (0,252)
especializacion	1, si el productor se dedica únicamente a la actividad agropecuaria; 0, de otro modo	0,709 (0,454)	0,674 (0,469)	-0,035*** (0,008)
castellano	1, si la lengua maternal del productor es el castellano; 0, de otro modo	0,592 (0,492)	0,726 (0,446)	0,134*** (0,008)
Número de observaciones en la muestra		74 659	3523	78 182

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0,01.

Fuente: ENA, en INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

Asimismo, la tabla 2 muestra la descripción de los efectos fijos incluidos en el análisis:

Tabla 2
Descripción de los efectos fijos considerados como parte de la metodología

Efecto fijo	Descripción
N.º 1: A nivel de tiempo	Se presentan los siguientes valores: 2017, 2018 y 2019 como parte del <i>pool</i> de datos.
N.º 2: A nivel departamental	Se incluyen los 24 departamentos del Perú.
N.º 3: A nivel de producto agrícola principal	Se define como producto agrícola principal al que tiene mayor peso en el valor bruto de producción en la UA. Se incluyen los productos agrícolas principales que, de acuerdo con la distribución muestral, representan una participación mayor del 1% en la muestra. El resto de los cultivos se agrega en una categoría «otros». Para mayor detalle, véase el anexo 1.
N.º 4: A nivel de producto pecuario principal	Se define como producto pecuario principal al que tiene mayor peso en el valor bruto de producción en la UA. Se incluyen todos los productos pecuarios, sin filtrar por aquellos con mayor participación en la muestra, ya que la cantidad de animales no es lo suficientemente alta como para crear una categoría adicional de «otros». Para mayor detalle, véase el anexo 2.
N.º 5: A nivel de diversificación del portafolio agrícola	La diversificación del portafolio agrícola se mide como el número tipos de cultivos cosechados dentro de la UA. Al analizar la muestra, se identifica que el rango de diversificación se encuentra entre 1 y 17 tipos de cultivos diferentes dentro de una misma UA.
N.º 6: A nivel de diversificación del portafolio pecuario	La diversificación del portafolio pecuario se mide como el número animales diferentes criados dentro de la UA. Al analizar la muestra, se identifica que el rango de diversificación se encuentra entre 1 y 13 animales diferentes criados dentro de la UA.
N.º 7: A nivel de acceso a mercados	El nivel de acceso a mercados presenta dos categorías: (i) aquellos productores que acceden a mercados locales y/o regionales únicamente (63,8%) y (ii) aquellos que acceden a mercados de agroindustria y/o mercado exterior (36,2%).

Fuente: ENA, en INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

4. Análisis de resultados

4.1 Resultados principales

Antes de aplicar, a la base de datos limpiada como se explicó, el PSM con las especificaciones del modelo empírico explicitadas anteriormente, analizamos la significancia de las diferencias entre los grupos muestrales (de tratamiento y de control) en función del *set* de covariables observables. La tabla 3 muestra que estas diferencias son estadísticamente significativas al 99% de confianza, para todos los casos.

Tabla 3
Diferencias entre los grupos muestrales (*ex ante* al PSM)

Set de covariables	Control			Tratamiento			Diferencia
	N.º obs.	Media	Desv. est.	N.º obs.	Media	Desv. est.	
educ_primaria	74 659	0,51	0,50	3523	0,40	0,49	-0,108***
educ_secundaria	74 659	0,29	0,45	3523	0,40	0,49	0,105***
educ_nouniv	74 659	0,05	0,21	3523	0,09	0,29	0,043***
educ_univ	74 659	0,04	0,20	3523	0,08	0,27	0,039***
edad	74 659	54,06	15,03	3523	52,86	12,99	-1,199***
sexo	74 659	0,71	0,45	3523	0,81	0,39	0,098***
experiencia	74 659	25,93	14,67	3523	23,95	12,83	-1,982***
especializacion	74 659	0,71	0,45	3523	0,67	0,47	-0,035***
castellano	74 659	0,59	0,49	3523	0,73	0,45	0,134***

Nota. *** $p < 0,01$.

Fuente: ENA, en INEI (2017/2018/2019). Elaboración propia, 2023.

Tras ello, aplicamos el emparejamiento mediante una regresión *probit*, con la asignación del tratamiento como variable dependiente y el *set* de covariables como regresor. Los resultados de esta regresión (véase el anexo 3) evidencian que todas las observaciones forman parte del soporte común; sin embargo, el *output* de la técnica de emparejamiento deja sin ponderación a 42 observaciones³².

³² Tal recorte implica una pérdida de representatividad ínfima, teniendo en cuenta la cantidad de observaciones en el *pool* de datos. Específicamente, solo se pierde el 0,05% de los datos.

Sin embargo, el proceso de emparejamiento a través del PSM exige una validación luego de su aplicación, por lo que fue necesario volver a realizar la estimación de la significancia en las diferencias entre ambos grupos muestrales en función del *set* de covariables. Al respecto, en la tabla 4 se observa que esas diferencias tienen un valor estadístico nulo para todas las variables covariables seleccionadas, lo que implica que fue mitigado el sesgo observacional en la asignación al tratamiento. Esta validación del balance muestral valida a su vez las respectivas características mostradas en dicha tabla. En particular, que, en promedio: el 81% de las UA son conducidas por hombres, el 67% de los jefes de UA están especializados en la actividad agropecuaria, cuentan con una experiencia en la materia que asciende a 24 años, su edad se encuentra entre 52 y 53 años, y la lengua materna de entre el 72% y 73% de ellos es el castellano.

Tabla 4
Diferencias entre los grupos muestrales (*ex post* al PSM)

Set de covariables	Control			Tratamiento			Diferencia posterior
	N.º obs.	Media	Desv. est.	N.º obs.	Media	Desv. est.	
educ_primaria	74 617	0,40	0,49	3523	0,40	0,49	0,002
educ_secundaria	74 617	0,39	0,49	3523	0,40	0,49	0,003
educ_nouniv	74 617	0,09	0,29	3523	0,09	0,29	-0,002
educ_univ	74 617	0,08	0,27	3523	0,08	0,27	-0,003
edad	74 617	52,93	13,01	3523	52,86	12,99	-0,070
sexo	74 617	0,81	0,39	3523	0,81	0,39	0,001
experiencia	74 617	24,01	12,83	3523	23,95	12,83	-0,064
especializacion	74 617	0,67	0,47	3523	0,67	0,47	0,003
castellano	74 617	0,72	0,45	3523	0,73	0,45	0,002

Notas. *** p<0,01, ** p <0,05, * p<0,1.

Fuente: ENA, en INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

En esa línea, la tabla 5 muestra los resultados en función de tipo de balance muestral: (i) antes de aplicar el PSM y (ii) luego de aplicar el PSM. Además, con la finalidad de analizar preliminarmente la sensibilidad de los resultados, para cada tipo de balance muestral se presentan tres variaciones en la regresión: (i) sin controles, (ii) excluyendo las variables de capacitación y número de temas de asistencia técnica recibidos, y (iii) el modelo completo.

En general, se observa que todos los resultados son estadísticamente significativos –como mínimo, al 95% de confianza–, independientemente del tipo de balance muestral (con o sin PSM) y el modelo de regresión utilizado. Sin embargo, cabe precisar que los resultados de la regresión principal se encuentran en la columna 6 de esa tabla, ya que corresponden al modelo completo una vez mitigado el sesgo de selección luego de aplicar el PSM.

Tabla 5
Resultados de la regresión principal

Variables	Antes de aplicar el PSM			Luego de aplicar el PSM		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Sin controles	Sin capacit. ni num_AT	Modelo completo	Sin controles	Sin capacit. ni num_AT	Modelo completo
	log_prod.	log_prod.	log_prod.	log_prod.	log_prod.	log_prod.
tratamiento	0,324*** (0,039)	0,246*** (0,034)	0,221*** (0,035)	0,099** (0,044)	0,086** (0,039)	0,131*** (0,038)
AT	0,055 (0,041)	0,357*** (0,027)	0,041 (0,036)	0,405*** (0,044)	0,533*** (0,037)	0,256*** (0,038)
num_AT	0,307*** (0,026)	0,401*** (0,011)	0,198*** (0,023)	0,226*** (0,010)		0,139*** (0,008)
asociatividad	0,412*** (0,013)		0,387*** (0,011)	0,335*** (0,016)	0,540*** (0,013)	0,318*** (0,014)
capacitacion	0,392*** (0,017)		0,213*** (0,015)	0,182*** (0,013)		0,133*** (0,011)
sup_ha		0,405*** (0,004)	0,402*** (0,004)		0,421*** (0,004)	0,426*** (0,004)
sup_ha ²		-0,019*** (0,000)	-0,019*** (0,000)		-0,020*** (0,000)	-0,019*** (0,000)
educ_primaria		0,166*** (0,016)	0,162*** (0,016)		0,138*** (0,026)	0,137*** (0,025)
educ_secundaria		0,346*** (0,018)	0,339*** (0,018)		0,430*** (0,026)	0,374*** (0,026)
educ_nouniv		0,373*** (0,026)	0,359*** (0,026)		0,438*** (0,030)	0,403*** (0,029)

educ_univ	0,489*** (0,027)	0,473*** (0,027)		0,566*** (0,030)	0,497*** (0,030)	
edad	0,017*** (0,002)	0,017*** (0,002)		0,024*** (0,003)	0,021*** (0,002)	
edad ²	-0,000*** (0,000)	-0,000*** (0,000)		-0,000*** (0,000)	-0,000*** (0,000)	
sexo	0,210*** (0,010)	0,207*** (0,010)		0,230*** (0,012)	0,199*** (0,011)	
experiencia	0,013*** (0,001)	0,013*** (0,001)		0,016*** (0,001)	0,014*** (0,001)	
experiencia ²	-0,000*** (0,000)	-0,000*** (0,000)		-0,000*** (0,000)	-0,000*** (0,000)	
especializacion	0,160*** (0,010)	0,160*** (0,010)		0,247*** (0,010)	0,211*** (0,010)	
castellano	0,234*** (0,013)	0,237*** (0,013)		0,383*** (0,011)	0,320*** (0,014)	
constante	7,845*** (0,008)	6,051*** (0,057)	6,051*** (0,056)	8,213*** (0,011)	5,446*** (0,068)	5,812*** (0,066)
R ²	0,35	0,49	0,50	0,33	0,47	0,50
Observaciones	78 182	78 182	78 182	78 140	78 140	78 140

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0,01, ** p <0,05.

Fuente: ENA, en INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

Dicho modelo permite evidenciar que la asistencia técnica presenta un efecto positivo y significativo del 25,6% sobre la productividad agropecuaria. Este resultado es consistente con lo encontrado por estudios como el de Torres *et al.* (2021), quienes hallan un efecto aún mayor –del 50,4%– en el valor de producción por hectárea. También evidencia que la recepción de un rubro adicional de asistencia técnica genera un aumento significativo del 13,9% en la productividad agropecuaria. Asimismo, que la asociatividad impacta positiva y significativamente la productividad de los productores, en un 31,8%; siendo este un resultado consistente con lo obtenido por estudios como el de Kashiwagi (2020).

A su vez, el modelo exhibe un significativo efecto conjunto para aquellos productores que forman parte de una asociación agropecuaria y, simultáneamente, reciben asistencia técnica. En efecto, los productores que reportan

ambas variables son, en promedio, un 13,1% más productivos que los sin ambas características. Este resultado verifica la hipótesis de que la asociatividad genera espacios para el trabajo colaborativo, cooperativo y coordinado entre productores (Bobadilla *et al.*, 2019), en los cuales puede compartirse el conocimiento práctico canalizado bajo la asistencia técnica en términos de adopción de tecnología, mejores prácticas agropecuarias y para la sostenibilidad de las cosechas (Foncodes, 2020).

Sobre el *set* de controles, si bien al respecto no se busca identificar un efecto causal sino solo una asociación, resaltan algunos coeficientes obtenidos. Así, encontramos que los coeficientes relacionados con la educación se comportan adecuadamente, ya que, a mayor nivel educativo, los productores evidencian una mayor productividad. Y encontramos que el hecho de que el productor sea hombre está asociado a un significativo diferencial del 20,7% en su productividad, con respecto a cuando es mujer.

También encontramos que los incrementos de un año en las variables de edad y experiencia están asociados a incrementos en la productividad agropecuaria equivalentes al 3,0% y al 1,9%, respectivamente. Pero estos diferenciales presentan rendimientos marginales decrecientes, lo que podría deberse a diversos factores que requieren más investigación, tales como: (i) fatiga y agotamiento, (ii) cambios en la motivación, (iii) falta de adecuación a tecnología y entorno productivo; entre otros (Zhou & Li, 2022).

Similarmente, el incremento de una hectárea en la superficie agropecuaria está asociado a un significativo diferencial de la productividad agropecuaria, del 45,8%. Pero este diferencial también presenta rendimientos marginales decrecientes, lo que en el contexto peruano podría reflejar limitaciones en recursos como agua, fertilizantes o mano de obra, que reducen los beneficios de la expansión territorial (Midagri, 2013).

4.2 Pruebas de robustez

Los estudios empíricos señalan que los resultados obtenidos con una regresión como la de nuestra investigación pueden variar en función de tres aspectos principales: (i) sesgo por variables no observables, (ii) algoritmo de *matching* y (iii) valores de los *calipers*. Ya hemos explicado que la verificación del balance muestral a través del *set* de covariables seleccionado implica que hemos mitigado el posible sesgo de asignación al tratamiento (encontrarse asociado y recibir asistencia técnica). Pero las variables observables no constituyen la única fuente de endogeneidad. También es necesario evaluar el sesgo generado por la omisión de variables no observables, tales como la

motivación del productor, sus habilidades innatas y su percepción del riesgo (Fischer & Qaim, 2012).

Por ello, hemos calculado los Rosenbaum *bounds* y obtenido que las características no observables entre ambos grupos muestrales tendrían que diferir en un 675% para alterar la validez de los resultados provistos por nuestra regresión principal. Este valor está muy por encima del propuesto por Ortega *et al.* (2019), quienes sostienen que las estimaciones son robustas al sesgo no observable si los Rosenbaum *bounds* tienen valores de entre un 30 y un 90%. Por tanto, nuestros resultados son robustos al sesgo no observable.

Además, en vista de que nuestros resultados fueron obtenidos con el algoritmo de emparejamiento de *radius matching* con un *caliper* de 0,001, para evaluar su robustez hemos utilizado el algoritmo de emparejamiento *nearest neighbour*³³, aplicando la variación con y sin reemplazo, y no solo ante el *caliper* original (0,001), sino también ante otro *caliper* estricto (0,008). La tabla 6 sintetiza los resultados respectivos, mostrando los coeficientes principales de la regresión y el Rosenbaum *bound* asociado a cada algoritmo de emparejamiento y *caliper*.

En dicha tabla se observa que la variable de tratamiento exhibe resistencia a la variación en el algoritmo de emparejamiento, incluso ante distintos *calipers* estrictos y variantes de reemplazo. Por un lado, el valor del Rosenbaum *bound* calculado para cada caso está consistentemente por encima del nivel de sensibilidad considerado adecuado por los estudios especializados. Por otro lado, si bien la reducción del nivel de confianza (del 99 al 90%) implica cierta pérdida de confiabilidad en los resultados, esto resulta principalmente de la reducción muestral (y consecuente pérdida de poder estadístico), que a su vez es consecuencia de la variación en el método de emparejamiento. Pese a esta ligera pérdida de confiabilidad, es evidente que el impacto del tratamiento muestra un gran incremento en la productividad agropecuaria, en un rango de entre el 24,8y el 29,2%; lo cual resalta la robustez de nuestros hallazgos.

³³ Según Caliendo y Kopeinig (2008), bajo el algoritmo de *nearest neighbours*, el individuo del grupo de control se elige compañero de emparejamiento para un individuo tratado, que es el más cercano en términos de *propensity score*. Este emparejamiento tiene dos variantes: (i) con reemplazo y (ii) sin reemplazo. En la variante con reemplazo, un individuo no tratado puede usarse más de una vez como objeto de comparación para individuos tratados.

Tabla 6
Robustez de los resultados ante variaciones en el algoritmo de emparejamiento y *calipers*

Método de emparejamiento y <i>caliper</i>	N.º obs.	Asociatividad	AT	Tratamiento	Rosenbaum <i>bound</i>
<i>Nearest neighbour</i> (n=1) con <i>caliper</i> de 0,001 – sin reemplazo	7046	0,326***	0,165	0,248*	250%
<i>Nearest neighbour</i> (n=1) con <i>caliper</i> de 0,008 – sin reemplazo	7046	0,327***	0,175	0,247*	245%
<i>Nearest neighbour</i> (n=1) con <i>caliper</i> de 0,001 – con reemplazo	6362	0,289***	0,147	0,292**	235%
<i>Nearest neighbour</i> (n=1) con <i>caliper</i> de 0,008 – con reemplazo	6362	0,289***	0,147	0,292**	235%
<i>Radius matching</i> con <i>caliper</i> de 0,001	78 140	0,318***	0,256***	0,131***	675%
<i>Radius matching</i> con <i>caliper</i> de 0,008	78 182	0,319***	0,257***	0,132***	690%

Notas. Los resultados corresponden al modelo completo de la regresión principal. En todos los casos es nula la significancia estadística de las diferencias entre ambos grupos muestrales en función del *set* de co-variables. Además, para cada variación se cumple que los coeficientes del resto de regresores no incluidos en la tabla son significativos al 99% de confianza. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Fuente: ENA, en INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

4.3 Limitaciones

La presente investigación aporta una estimación preliminar del efecto complementario existente entre la asistencia técnica y la asociatividad sobre la productividad del sector agropecuario. Sin embargo, el diseño de nuestro estudio adolece de tres limitaciones relacionadas con la fuente de información utilizada.

En primer lugar, la ENA no cuenta con un panel de datos, sino que corresponde a distintos cortes transversales con granularidad anual. Ello implica que no hace un seguimiento individual de los productores año tras año, lo cual impide la aplicación de la metodología de diferencias en diferencias para la mitigación del sesgo generado por los efectos individuales de cada productor. Para ello, tuvimos que aplicar el PSM, con la inclusión de efectos fijos dentro del *pool* de datos y demás especificaciones descritas previamente.

En segundo lugar, la ENA no es precisa respecto a las características de los servicios de extensión agraria. Para el caso de la asistencia técnica, por ejemplo, si bien la ENA distingue entre capacitación y asistencia técnica, reporta la asistencia técnica de forma discreta (recepción o no recepción). Lo cual no permite observar la intensidad de la provisión de la asistencia técnica para cada productor agropecuario. Ello nos obligó a incorporar la intensidad en forma de *proxy*, a través del número de temas de asistencia recibidos. Además, por la naturaleza temporal de la asistencia técnica, los resultados de este aprendizaje práctico no se reflejan necesariamente en la productividad del mismo período. Pese a que la pregunta en la ENA recoge la información de los últimos tres años, no es posible separar el efecto de una asistencia técnica anterior a este período.

En tercer lugar, la falta de información en la ENA sobre la dinámica asociativa impide medir el grado de participación de un productor en su asociación ni, por ende, el grado de cooperación y coordinación entre los miembros de las asociaciones. Carece entonces de datos sobre un aspecto fundamental para comprender cómo esas asociaciones pueden potenciar la productividad y la resiliencia en el sector agropecuario, a través de los mecanismos de transmisión considerados en nuestro marco analítico.

Sin mengua de lo anterior, hemos demostrado que nuestra metodología ha mitigado las limitaciones señaladas y podemos confiar en la validez de nuestros resultados, en vista de que han sido validados por las rigurosas pruebas de robustez aplicadas: variación del algoritmo de emparejamiento, inclusión de distintos *calipers* y cálculo de los Rosenbaum *bounds*.

5. Conclusiones y recomendaciones

Hemos realizado esta investigación con el objetivo principal de evaluar la existencia de un positivo efecto conjunto entre la asistencia técnica y la asociatividad sobre la productividad del sector agropecuario peruano. Los resultados obtenidos son favorables a la corroboración de nuestra hipótesis, pues muestran que dicho efecto conjunto es del 13,1%, y también muestran un positivo efecto individual del 25,6% para la asistencia técnica y del 31,8% para la asociatividad.

Estos resultados han sido obtenidos empleando la estrategia metodológica de *propensity score matching* e incluyendo efectos fijos departamentales, temporales y a nivel características del productor, en el *pool* de datos de la ENA para el período 2017-2019. Y hemos comprobado que son resultados robustos a diferentes tipos de producto, diversificación y destino de la producción; que

son resistentes al sesgo por factores no observables; y que permanecen válidos cuando se varía el algoritmo de emparejamiento y el *caliper*.

El mencionado efecto complementario del 13,1% sobre el rendimiento productivo agrario sugiere que pueden darse en la práctica los mecanismos de transmisión descritos en nuestro marco analítico. Es decir, que: (i) el intercambio de conocimientos es más enriquecedor cuando los productores agropecuarios tienen más experiencia práctica, mejores técnicas productivas y/o saberes tecnológicos; y (ii) al recibir la asistencia técnica que mejora sus capacidades prácticas y técnicas, el productor gana confianza en sí mismo y en su capacidad efectiva de relacionarse beneficiosamente con los demás en general y con los miembros de su asociación en particular. Recomendamos que futuras investigaciones profundicen el estudio de estos canales de transmisión, para lo cual se requerirá levantar información primaria que permita evaluarlos.

Y nuestros resultados también son relevantes en materia de política pública. En primer lugar, porque, además de confirmar con evidencia robusta la importancia de que el Estado continúe y expanda la provisión de asistencia técnica gratuita a los productores del sector agropecuario, señalizan que esta asistencia debe adecuarse a las necesidades de cada productor, considerando sus debilidades específicas que afectan su rendimiento productivo. Sin embargo, para que el Estado pueda adaptar la provisión de asistencia técnica de manera efectiva a las necesidades de cada productor, es imperativo que conduzca un esfuerzo previo de recopilación de información primaria. Ello implica una mayor presencia y participación del Estado en el sector, a través de un trabajo estrecho con las asociaciones de productores y otros actores clave, a fin de recopilar datos que identifiquen las necesidades y desafíos específicos que enfrenta cada productor.

En segundo lugar, es fundamental continuar con la promoción de la asociatividad como una estrategia de alto impacto. Es necesario que los productores agropecuarios conozcan mejor los beneficios de asociarse y cómo establecer y gestionar una asociación adecuadamente. Ya que pertenecer a una asociación facilita el intercambio de información y el acceso a tecnologías más eficientes, estimula el interés de los productores por mejorar su rendimiento, amplía el alcance de la asistencia técnica y difunde sus beneficios. Para ello, el Estado y entidades privadas competentes deben formular estrategias coordinadas que impulsen la conformación de asociaciones, e instrumentos que guíen la participación de los productores en sus asociaciones a fin de que estas sean eficientes y sostenibles.

Por último, es necesario considerar estrategias que aborden el desarrollo de ambas variables –asistencia técnica y asociatividad– en conjunto. Para ello, es importante tener en cuenta que las asociaciones pueden servir como un mecanismo de focalización eficiente, para identificar a los productores que más requieren de asistencia técnica y asegurar su provisión efectiva. Además, la colaboración dentro de las asociaciones crea un canal de confianza entre los productores, donde la experiencia y el conocimiento se comparten de manera natural, con productores más experimentados actuando como capacitadores de sus colegas. Un ejemplo de ello son los llamados «talentos rurales», quienes son productores destacados en su actividad agropecuaria y que son capacitados para brindar servicios de extensión agraria puntual; siendo esta una de las primeras interacciones entre asistencia técnica y asociatividad.

Referencias

- Adjin, K., Goundan, A., Henning, C., & Saar, S. (2020). *Estimating the impact of agricultural cooperatives in Senegal: Propensity score matching and endogenous switching regression analysis*. Agricultural Policy Working Papers Series, WP2020-10. Chair of Agricultural Policy, University of Kiel. <http://www.agrarpol.uni-kiel.de/.../working-papers-of-agricultural-policy>
- Aker, J. C. (2011). Dial «A» for agriculture: A review of information and communication technologies for agricultural extension in developing countries. *Agricultural Economics*, 42(6), 631-647. doi:10.1111/j.1574-0862.2011.00545.x
- Belloumi, M., & Matoussi, M. S. (2009). Measuring agricultural productivity growth in MENA countries. *Journal of Development and Agricultural Economics*, 1(4), 103-113. [http://www.academicjournals.org/.../article1379603749_Belloumi and Matoussi.pdf](http://www.academicjournals.org/.../article1379603749_Belloumi%20and%20Matoussi.pdf)
- Blekking, J., Gatti, N., Waldman, K., Evans, T., & Baylis, K. (2021). The benefits and limitations of agricultural input cooperatives in Zambia. *World Development*, 146, 105616. doi:10.1016/j.worlddev.2021.105616
- Bobadilla, P., Puente, M. P., & Fernández, R. (2019). La influencia de la asociatividad en el desarrollo de oportunidades productivas: el caso de cuatro asociaciones agropecuarias de la región Moquegua – Perú. *Debates en Sociología*, 48, 65-102. doi:10.18800/debatesensociologia.201901.003
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72. doi:10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x
- ComexPerú. (2021). *Desempeño del mercado laboral peruano. Resultados en 2021*. Sociedad de Comercio Exterior del Perú. <https://www.comexperu.org.pe/.../reporte-laboral-001.pdf>

- Davis, K., Nkonya, E., Kato, E., Mekonnen, D. A., Odendo, M., Miiro, R., & Nkuba, J. (2012). Impact of farmer field schools on agricultural productivity and poverty in East Africa. *World Development*, 40(2), 402-413. doi:10.1016/j.worlddev.2011.05.01
- Díaz B., J. R. (2014). *Enfoque de asistencia técnica y capacitación para agricultores clientes del Banco Agropecuario – Agrobanco* (monografía de licenciatura). Facultad de Agronomía, Universidad Nacional Agraria La Molina. <https://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/20.500.12996/848>
- Domínguez, A., & Ulloa, M. (2016). *Innovación en las mypes de equipo eléctrico y de maquinaria y equipo de Los Olivos a partir de la asociatividad empresarial: estudio de casos múltiples* (tesis de licenciatura). Facultad de Gestión y Alta Dirección, Pontificia Universidad Católica del Perú. <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/8667>
- Escobal, J., & Ponce, C. (2016). Caracterizando la intervención. En J. Escobal & C. Ponce (Eds.), *Combinando protección social con generación de oportunidades económicas: una evaluación de los avances del programa Haku Winay* (pp. 23-34). Grupo de Análisis para el Desarrollo. https://www.grade.org.pe/.../LIBROGRADE_FORD_HakuWinay.pdf
- Escobal, J., Fort, R., & Zegarra, E. (Eds.) (2015). *Agricultura peruana: nuevas miradas desde el censo agropecuario*. Grupo de Análisis para el Desarrollo. https://www.grade.org.pe/.../LIBROGRADE_CENAGRO.pdf
- Fischer, E., & Qaim, M. (2012). Linking smallholders to markets: Determinants and impacts of farmer collective action in Kenya. *World Development*, 40(6), 1255–1268. doi: 10.1016/j.worlddev.2011.11.018
- Foncodes. (2020). *Memoria Anual 2020*. Fondo de Cooperación para el Desarrollo Social. <https://www.gob.pe/.../foncodes/informes-publicaciones/815189-memoria-institucional>
- Guo, G., Wen, Q. & Zhu, J. (2015). The impact of aging agricultural labor population on farmland output: From the perspective of farmer preferences. *Mathematical Problems in Engineering*, 730618. doi:10.1155/2015/730618
- Higuchi, A., & Mahera, R. (2022). *La importancia de la asistencia técnica en la productividad y la asociatividad en la calidad del cacao. Lecciones de experiencia de Tocache, Perú*. Propuesta de Política Pública 51. Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico. <https://ciup.up.edu.pe/media/3115/ciup-ppp51.pdf>
- INEI. (2017/2018/2019). Encuesta Nacional Agropecuaria. Instituto Nacional de Estadística e Informática. <https://www.gob.pe/institucion/inei/coleccion/9028-encuestas-y-registros>
- INEI. (2021). Encuesta Nacional de Hogares (Enaho). Instituto Nacional de Estadística e Informática. <https://www.datosabiertos.gob.pe/dataset/encuesta-nacional-de-hogares-enaho-2021>
- INIA. (2016). *Guía metodológica para la transferencia de tecnología agraria*. Instituto Nacional de Innovación Agraria. <https://repositorio.inia.gob.pe/handle/20.500.12955/479>

- Kashiwagi, K. (2020). The impact of agricultural cooperatives on efficiency and productivity: Evidence from olive-growing farms in West Bank of Palestine. *New Medit*, 19(3), 21-42. doi:10.30682/nm2003b
- Maharjan, K., & Fradejas, C. (2006). *Role of cooperative in improving accessibility to production resources and household economy of backyard pig raisers in Batangas, Philippines*. En *2006 Annual Meeting, International Association of Agricultural Economists (IAAE)*. August 12-18. Queensland, Australia. doi:10.22004/ag.econ.25583
- Manzo, F., Rodríguez, D., & Triveño G. (2020). *Análisis del mercado de los servicios de extensión agraria en el Perú y propuesta de estrategia para su desarrollo en el marco del SNIA*. Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA). Programa Nacional de Innovación Agraria. <http://repositorio.inia.gob.pe/handle/20.500.12955/1342>
- Markelova, H., & Mwangi, E. (2010). Collective action for smallholder market access: Evidence and implications for Africa. *Review of Policy Research*, 27(5), 621-640. doi:10.1111/j.1541-1338.2010.00462.x
- Midagri. (2013). Plan de Nacional de Difusión de la Información Agraria Especializada (PNDIA) 2013-2017. Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. <https://www.midagri.gob.pe/.../rediagro/2018/consultorias/pndia-2013-17.pdf>
- Midagri. (2020). *Memoria anual del sector agrario y de riego 2020*. Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. <https://www.midagri.gob.pe/.../pcm/2021/memoria-anual2020.pdf>
- Midagri. (2021). *Anexo 2: Contenidos mínimos del programa presupuestal «Mejora de la articulación de los pequeños productores agropecuarios al mercado»*. Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. <https://www.midagri.gob.pe/.../meta-7/prog-presu-meta-anexo2-2021.pdf>
- Ortega, D., Bro, A., Clay, D., López, M., Tuyisenge, E., Church, R., & Bizoza, A. (2019). Cooperative membership and coffee productivity in Rwanda's specialty coffee sector. *Food Security*, 4, 967-979. doi:10.1007/s12571-019-00952-9
- Penot, E., Chambon, B., & Myni, T. (2021). *Economic calculations for assessing agricultural systems. Cost benefit analysis and farm level real budget analysis*. Document de Travail. Cirad; ABSys; UMR Innovation. <https://agritrop.cirad.fr/598716/1/>
- Ragasa, C., & Mazunda, J. (2018). The impact of agricultural extension services in the context of a heavily subsidized input system: The case of Malawi. *World Development* 105(C), 25-47. doi:10.1016/j.worlddev.2017.12.004
- Robinson-Pant, A. (2016). *Learning knowledge and skills for agriculture to improve rural livelihoods*. Unesco; Fondo Internacional de Desarrollo Agrícola. doi:10.54675/MVBQ1464
- Rosenbaum, P. (2005). Observational study. *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*, 3, 1451-1462. doi:10.1002/0470013192.bsa454
- Seok, J. H., Moon, H., Kim, G., & Reed, M. (2018). Is aging the important factor for sustainable agricultural development in Korea? Evidence from the relationship between aging and farm technical efficiency. *Sustainability*, 10(7), 1-15. MDPI. doi:10.3390/su10072137

- Sheng, Y., Ding, J., & Huang, J. (2019). The relationship between farm size and productivity in agriculture: Evidence from maize production in Northern China. *American Journal of Agricultural Economics*, 101, 790-806. doi:10.1093/ajae/aay104
- Suárez, M., & Suárez, L. (2017). El conocimiento, determinante en procesos de asociatividad: una experiencia en conformación de redes empresariales. *Encuentros*, 15(2), 83-97. doi:10.15665/re.v15i2.850
- Torres, N., Dávalos, E., & Morales, L. (2021). *Heterogeneous effects of agricultural technical assistance in Colombia*. Borradores de Economía, 1164. Colombia: Banco de la República. doi:10.32468/be.1164
- Wollni, M., & Zeller, M. (2007). Do farmers benefit from participating in specialty markets and cooperatives? The case of coffee marketing in Costa Rica. *Agricultural Economics*, 37(2-3), 243-248. doi:10.1111/j.1574-0862.2007.00270.x
- Wongnaa, C. A., & Babu, S. (2020). Building resilience to shocks of climate change in Ghana's cocoa production and its effect on productivity and incomes. *Technology in Society*, 62, 101288. doi:10.1016/j.techsoc.2020.101288
- Wooldridge, J.M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. The MIT Press. <https://ipcig.org/evaluation/apoio/Wooldridge...pdf>
- Wu, H., Ding, S., Pandey, S. & Tao, D. (2010). Assessing the impact of agricultural technology adoption on farmers' well-being using propensity-score matching analysis in rural China. *Asian Economic Journal*, 24(2). doi:141-160. 10.1111/j.1467-8381.2010.02033.x
- Zheng, S., Wang, Z., & Awokuse, T. O. (2012). Determinants of producers' participation in agricultural cooperatives: Evidence from Northern China. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 34(1), 167-186. doi:10.1093/aapp/ppr044
- Zhou, D., & Li, L. (2022). Farming experience, personal characteristics, and entrepreneurial decisions of urban residents: Empirical evidence from China. *Frontiers in Psychology*, 13, 859936. doi:10.3389/fpsyg.2022.859936

Anexo 1. Distribución muestral del efecto fijo a nivel de producto agrícola principal

La muestra cuenta con 212 productos agrícolas diferentes. Por ello, es necesario identificar aquellos cultivos con mayor presencia en la muestra, con la finalidad de seleccionar las categorías más relevantes y evitar la pérdida excesiva de grados de libertad. Para ello, se selecciona todos aquellos productos agrícolas que superan el 1% de participación dentro de la muestra. Así, el efecto fijo considera 17 productos diferentes y una categoría de «otros productos agrícolas» que agrupa a todos aquellos productos que no superan el 1% de participación; por ejemplo, la toronja, el tomillo, la estevia, entre otros.

Producto agrícola	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Alfalfa	1670	2,14	2,14
Arroz	3141	4,02	6,15
Arveja	950	1,22	7,37
Cacao	2528	3,23	10,6
Café	4427	5,66	16,26
Frijol	1014	1,3	17,56
Haba	1189	1,52	19,08
Limón	880	1,13	20,21
Maíz	11 967	15,31	35,51
Mango	970	1,24	36,76
Palto	2511	3,21	39,97
Papa	16 029	20,5	60,47
Plátano	6631	8,48	68,95
Quinua	846	1,08	70,03
Trigo	1011	1,29	71,33
Vid	700	1,00	72,22
Yuca	1537	1,97	74,19
Otros productos agrícolas	20 181	25,81	100
Total	78 182	100	

Fuente: INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

Anexo 2. Distribución muestral del efecto fijo a nivel de producto pecuario principal

La muestra cuenta con 13 productos pecuarios diferentes. A diferencia de los productos agrícolas, es posible conservar a todas las categorías de animales como parte de los efectos fijos a nivel de producto pecuario principal. Ello se debe a que la inclusión de las categorías no genera una alta pérdida de grados de libertad, a diferencia de lo que sucede con el caso de los productos agrícolas.

Producto pecuario	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Vacunos	11 105	14,2	14,2
Ovinos	7515	9,61	23,82
Caprinos	836	1,07	24,89
Porcinos	6858	8,77	33,66
Llamas	206	0,26	33,92
Alpacas	1200	1,53	35,46
Cuyes	11 117	14,22	49,68
Patos	1239	1,58	51,26
Pavos	579	0,74	52,00
Conejos	151	0,19	52,19
Pollos de engorde	1644	2,10	54,30
Gallinas	12 333	15,77	70,07
Gallos	1147	1,47	71,54
No se dedican a la actividad pecuaria	22 252	28,46	100
Total	78 182	100	

Fuente: INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.

Anexo 3. Resultados del *probit* respecto al *radius matching* del PSM para la regresión principal

El modelo *probit* para la asignación del *propensity score* de cada unidad de análisis consiste en estimar la regresión de la variable de tratamiento como dependiente y el *set* de covariables sugeridos por la literatura como regresores. Como se observa en la siguiente tabla, que muestra los resultados del *probit*, todas las variables son significativas al 99% de confianza para la asignación del tratamiento; salvo por la variable experiencia, que es significativa al 95%.

Variabales	Tratamiento
educ_primaria	0,274*** (0,039)
educ_secundaria	0,525*** (0,041)
educ_nouniv	0,694*** (0,049)
educ_univ	0,684*** (0,051)
edad	0,000*** (0,004)
edad ²	-0,000*** (0,000)
sexo	0,167*** (0,019)
experiencia	0,006** (0,003)
experiencia ²	-0,000*** (0,000)
especializacion	0,006*** (0,018)
castellano	0,196*** (0,018)
constante	-3,434*** (0,018)
R^2	0,036
Observaciones	78 182

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0,01, ** p <0,05.

Fuente: INEI (2017, 2018, 2019). Elaboración propia, 2023.