

Fernando González Vigil (editor)

27

DOCUMENTO
DE INVESTIGACIÓN

Economía aplicada

Ensayos de investigación económica 2022

Vivian Jimena Castañeda Rivas
Esteban Pierre Chabaneix Castillo
Daniela Chavarría Iglesias
Paloma Domenack Juscamaita
Mauricio Alberto González Campana
Gerardo Alberto Jiménez Jiménez
Gianfranco Jorge Quintanilla
Nicolás Pantoja Castañeda
Carlos Eduardo Peña Solsol
Wilbert André Pino Aguirre
Alicia Lucía Rego Urrunaga
Fátima Alicia Rohde Forn
Santiago Matías Valencia Mauleon
Akemí Gabriela Yatto Grados

Con la colaboración de:
Karina Angeles Mendoza

Fondo
Editorial



UNIVERSIDAD
DEL PACÍFICO

Economía aplicada

Ensayos de Investigación Económica 2022

Vivian Jimena Castañeda Rivas
Esteban Pierre Chabaneix Castillo
Daniela Chavarría Iglesias
Paloma Domenack Juscamaita
Mauricio Alberto González Campana
Gerardo Alberto Jiménez Jiménez
Gianfranco Jorge Quintanilla
Nicolás Pantoja Castañeda
Carlos Eduardo Peña Solsol
Wilbert André Pino Aguirre
Alicia Lucía Rego Urrunaga
Fátima Alicia Rohde Forns
Santiago Matías Valencia Mauleon
Akemi Gabriela Yatto Grados

Con la colaboración de:
Karina Angeles Mendoza

¿Existe complementariedad entre las redes de transporte y la asociatividad de agricultores? Efectos sobre el rendimiento productivo⁷

Mauricio González Campana
Paloma Domenack Juscamaita

1. Introducción

Una rama importante de los estudios sobre agricultura se ha enfocado en analizar los efectos de la provisión de redes de transporte sobre la productividad agrícola. La evidencia es mixta al respecto. Un grupo de autores señala que la construcción de caminos tiene un efecto positivo sobre la productividad, debido a que reduce los costos de transacción e incrementa el valor de los productos agrícolas (Adamopoulos, 2011; Wu *et al.*, 2019). Mientras que otro grupo de autores no encuentra evidencia que sostenga tal efecto y argumenta que la construcción de caminos genera, *ceteris paribus*, que los agricultores emigren a otras ocupaciones (Asher & Novosad, 2020; Gebresilassee, 2018). Pese a esas discrepancias, parece existir un consenso sobre que las redes de transporte influyen en la especialización agrícola, entendida como el recorte voluntario de la variedad de cultivos producidos y comercializados (Yang & Liu, 2012). Al respecto, algunos estudios muestran que la construcción de caminos permite un mejor aprovechamiento de ventajas comparativas locales, que incentiva a los agricultores a especializarse (Adamopoulos, 2011; Aguirre *et al.*, 2018; Gebresilassee, 2018). Pero esta menor diversificación podría incrementar su exposición al riesgo, dejándolos muy vulnerables a

⁷ 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 2022. Los autores agradecen a la profesora Joanna Kamiche, por sus valiosos aportes y apoyo incondicional como asesora durante la elaboración de este trabajo.

la volatilidad de precios (De Roest, Ferrari, & Knickel, 2018). Con ello, el impacto final de las redes de transporte sobre la productividad agrícola se hace menos evidente.

Por otro lado, existe evidencia de que la pertenencia a asociaciones agrícolas ayuda a mitigar los riesgos de mercado, especialmente para pequeños agricultores. Ello, por medio de: (i) mayor acceso a información de precios y tecnología (Markelova *et al.*, 2009); (ii) obtención de mejores precios en mercados de insumos y bienes finales (Fischer & Qaim, 2012; Wollni & Zeller, 2007); y (iii) reducción de costos de transacción (Markelova *et al.*, 2009). De hecho, Zhang, Ju y Zhan (2019) muestran que los agricultores perciben la decisión de asociarse como un instrumento de mitigación de riesgo, al cual suelen acceder junto con un seguro agrícola.

Lo anterior sugiere que el acceso conjunto a los beneficios provistos por las redes de transporte, y a la mitigación de riesgo ofrecida por la pertenencia a una asociación, puede repercutir en una mayor productividad agrícola. Nuestro interés por analizar esta relación se explica porque ha sido poco estudiada y porque la literatura especializada muestra que la complementariedad entre el acceso a redes de transporte y a otros servicios, como el de extensión agrícola, puede tener un impacto significativo sobre la productividad e incluso mayor que el resultante de ambos servicios individualmente (Gebresilashe, 2018)⁸. Por ello, esta investigación nuestra busca determinar si efectivamente existe una complementariedad entre la construcción de caminos y la pertenencia a asociaciones agrícolas, en cuanto a su contribución al incremento de la productividad agrícola.

Nuestra hipótesis plantea que el acceso conjunto a redes de transporte, medido como los kilómetros de vías en el distrito, y a la pertenencia a una asociación agrícola, tiene un impacto positivo y significativo sobre la productividad agrícola, medida como el valor bruto de la producción agrícola. Este planteo considera que los beneficios ofrecidos por la asociatividad, en materia de precios e información y reducción de costos de transacción, permitirían tanto un mejor aprovechamiento de la apertura a mercados facilitada por el mayor acceso a caminos, como la mitigación del riesgo derivado de un mayor grado de especialización agrícola.

Aquí, evaluamos dicha hipótesis mediante un modelo con *pool* de datos que utiliza la metodología de *propensity score matching* (PSM) para realizar

⁸ Los servicios de extensión agrícola ofrecen tecnología y capacitaciones a los productores (Gebresilashe, 2018).

estimaciones econométricas sobre la base de grupos muestrales comparables. Así, comparamos agricultores asociados con agricultores no asociados, cuyas otras características individuales son similares⁹. Todo ello, con datos obtenidos de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA) para el período 2017-2019.

Nuestros resultados verifican la hipótesis, pues muestran que el acceso complementario a servicios de asociatividad y de redes de transporte tiene un positivo efecto conjunto del 8% sobre la productividad agrícola; mientras que el acceso a solamente uno de esos dos servicios tiene un efecto negativo en lo relativo a redes de transporte y un menor efecto positivo por asociatividad. Dicho efecto conjunto implica que la provisión de redes de transporte potencia el efecto positivo de la asociatividad agrícola, y que esta última mitiga a pequeños agricultores los riesgos de acceder individualmente a mercados ampliados por más kilómetros de caminos.

2. Revisión de literatura

2.1 La asociatividad en la agricultura

Las asociaciones de productores agrícolas organizan la prestación de servicios relacionados con el proceso productivo a través del suministro de insumos y apoyo técnico, así como con la comercialización mediante el proceso de negociación y venta (Fischer & Qaim, 2012). Gong, Battese y Villano (2019) indican que la importancia de la asociatividad dentro del actividad productiva reside en la ayuda colectiva que genera para facilitar la prestación de esos servicios.

En particular, la pertenencia a una asociación agrícola ofrece a los agricultores miembros ventajas tales como el acceso a mejores precios de insumos y de productos finales (Wollni & Zeller, 2007), mayores ingresos (Fischer & Qaim, 2012; Yang & Liu, 2012) y escalas de producción (Markelova & Mwangi, 2010), y menores costos de transacción (Markelova *et al.*, 2009). Estos últimos comprenden una amplia gama de costos, como los siguientes: (i) de búsqueda de consumidores y vendedores con el precio más favorable; (ii) de negociación, sobre todo cuando la información de precios es imperfecta; y (iii) para determinar *a priori* el nivel de confiabilidad de proveedores insumos (semillas, pesticidas) o al contratar trabajadores. Estos costos, que son relevantes para la presente investigación, pueden ser mitigados por las

⁹ Las características individuales escogidas son: género, edad, nivel educativo, superficie de la unidad agropecuaria, título de propiedad, años de experiencia, edad y lengua materna.

asociaciones a través de la coordinación, el mayor poder de negociación y el mejor acceso al crédito (Markelova *et al.*, 2009).

Respecto a los efectos sobre precios, Wollni y Zeller (2007) encuentran que la comercialización de productos a través de asociaciones incrementa el precio promedio recibido en 0.05 US\$/lb. También encuentran, utilizando *dummies* regionales, que los productores localizados en regiones con mayores costos de transporte reciben precios inferiores que los ubicados en regiones con menores costos de transporte. Y Fischer y Qaim (2012), al analizar el caso de los productores de plátano en Kenia, encuentran que los agricultores pertenecientes a asociaciones acceden a precios superiores en un 23% a los recibidos por los productores que no pertenecen a asociaciones. Dichos autores mencionan que ese efecto se da principalmente para los agricultores que comercian colectivamente, y por ello concluyen que el grado de participación en las actividades de la asociación es relevante.

Respecto a otros efectos, Fischer y Qaim (2012) detectan que los productores pertenecientes a asociaciones expandieron sus áreas para cultivar plátano significativamente más que los no miembros; lo cual muestra que la asociatividad está relacionada con un mayor grado de especialización. Y también señalan que, en países con pobre infraestructura y mal conectados con cadenas de suministros, las economías de escala de la comercialización colectiva pueden mitigar los costos de transacción. Esto último coincide con Markelova *et al.* (2009), quienes afirman que la asociatividad puede compensar la falta de condiciones adecuadas en la cadena de suministros, facilitando la obtención de información, la operación a mayor escala y la transferencia de recursos financieros.

Lo anterior permite entender la decisión de asociarse como un mecanismo de mitigación de riesgos (Bachev, 2008). En efecto, Zhang *et al.* (2019) encuentran que la decisión de asociarse corresponde con un perfil de agricultor más adverso al riesgo, cuya mencionada decisión puede interpretarse como una forma de gestionar la incertidumbre. Estos autores muestran que los agricultores que se asocian también suelen contratar seguros agrícolas.

De hecho, la asociatividad permite no solo mitigar riesgos de mercado y costos de transacción debidos a una inadecuada conectividad con cadenas de suministros. Wongnaa y Babu (2020), en un estudio enfocado en los productores de cacao en Ghana, muestran que la pertenencia a una asociación incrementa la probabilidad de aplicar medidas de adaptación al cambio climático, ya que los agricultores acceden a más información sobre prácticas y tecnología útiles para ese fin. Asimismo, estos autores encuentran que la

adopción de dichas prácticas tiene efectos positivos y significativos sobre los ingresos agrícolas y la productividad.

En síntesis, de los estudios consultados puede inferirse que la asociatividad funciona como un mecanismo de resiliencia a *shocks* e imperfecciones de mercado. Darnhofer (2014) señala que, en el contexto agrícola, la resiliencia puede entenderse de tres maneras: (i) capacidad de amortiguación, frente a cambios en precios o *shocks* climáticos; (ii) capacidad de adaptación, que puede evidenciarse en el acceso a nuevos canales de suministro de insumos, tecnologías y comercialización; y (iii) capacidad de transformación, la cual hace referencia a procesos de cambios lentos y profundos en el interior de las parcelas.

2.2 Las redes de transporte en la agricultura

La evidencia sobre el aporte a la agricultura que puede generar la mayor provisión de redes de transporte, manteniendo todo lo demás constante, es mixta y sugiere que podría ser mayor si el acceso a transporte viene acompañado por otros servicios como el de una extensión agrícola que brinde tecnología y capacitaciones a los productores (Gebresilashe, 2018).

A nivel agregado, las redes de transporte afectan la producción de un país de manera directa e indirecta. Según Crafts (2009), el canal directo se da por el mayor nivel de producción posibilitado por el aumento del *stock* de capital del sector beneficiado con más o mejores vías de transporte. Mientras que Konno *et al.* (2021) señalan que el canal indirecto se da a través de la reducción de costos de transacción y del uso más eficiente de insumos, resultantes del acceso al transporte y que incrementan la productividad del sector mejor conectado.

Pero, en lo concerniente al sector agrícola en particular, es mixta la evidencia sobre el impacto de las redes de transporte en la productividad. Por un lado, Aguirre *et al.* (2018) indican que una mayor densidad de carreteras tiene un efecto inmediato en la reducción del tiempo del traslado de los agricultores hacia los mercados donde venden sus productos. Ese estudio encuentra, mediante una estimación de MCO en dos etapas y el uso de datos georreferenciales, que, por cada kilómetro de carreteras por kilómetro cuadrado de superficie en el distrito, la proporción de la producción del agricultor destinada a ser vendida en un mercado aumenta en un 39% y disminuye en un 49,8% la proporción utilizada para el autoconsumo.

Wu *et al.* (2019) también encuentran impactos favorables resultantes de la provisión de redes de transporte. Estos autores estudian el impacto de la infraestructura rural, de caminos en particular, sobre los costos de producción agrícola en China, y encuentran que estos costos se reducen cuando es mayor

la cantidad de kilómetros de caminos construidos. Su explicación de este efecto reductor argumenta que la construcción de caminos reduce los costos de transporte, incentiva la especialización agrícola y, consecuentemente, incrementa la productividad. Y plantean que en el mecanismo de transmisión de tal efecto opera el aprovechamiento de economías de escala en la producción y distribución de producto, facilitado por menores costos de transacción.

Por otro lado, Asher y Novosad (2020) encuentran que la construcción de caminos no tiene un impacto significativo sobre el producto, los ingresos y los activos agrícolas; y que el acceso a redes de transporte genera una reasignación de la mano de obra local hacia sectores no agrícolas. Estos autores atribuyen sus resultados a que el desarrollo de la agricultura estaría condicionado por varios factores distintos a la conectividad.

En sentido similar, un estudio de Gebresilashe (2018) enfocado en Etiopía encuentra que no existe un aporte significativo de la construcción de vías a la productividad agrícola. De hecho, el autor encuentra que el efecto positivo de la provisión de servicios de transporte solo es significativo cuando tal provisión es complementada con servicios de extensión agrícola. Y explica este hallazgo afirmando que el acceso a caminos, por sí solo, genera que los productores migren a otras ocupaciones, mientras que la complementariedad de ambos servicios permite a los agricultores capitalizar el acceso al mercado y, de esta manera, incrementar su productividad. El mismo autor también encuentra que el acceso a vías de transporte genera que los agricultores tiendan a especializarse y, así, reduzcan la variedad de sus cultivos. Este resultado coincide con el de Aguirre *et al.* (2018), aunque ellos muestran que el efecto no es lineal. Es decir, el aprovechamiento de ventajas comparativas locales es un proceso adaptativo, mediante el cual el agricultor acumula economías de escala especializándose en algunos productos más rentables.

Pero la especialización es una estrategia no exenta de desventajas. Al respecto, De Roest, Ferrari y Knickel (2018) examinan casos de estudio referidos a la agricultura europea y no encuentran una tendencia clara hacia la especialización. Y por ello señalan que, si bien la especialización puede incrementar la productividad, también deja muy expuestos a los agricultores frente a la volatilidad de precios y los hace menos resilientes.

3. Marco analítico

La literatura consultada muestra que existe un impacto positivo de la mayor provisión de redes de transporte sobre la especialización de los agricultores en productos en los que tienen ventajas competitivas (Aguirre *et al.*, 2018;

Adamopoulos, 2011; Wu *et al.*, 2019). Pero advierte que la especialización puede exponerlos más a la volatilidad de precios y volverlos vulnerables (De Roest *et al.*, 2018). Por otra parte, varios autores (Fischer & Qaim, 2012; Markelova *et al.*, 2009; Wollni & Zeller, 2007; Zhang *et al.*, 2019) sugieren que la asociatividad puede mitigar los diversos riesgos que acechan a los agricultores (información asimétrica, volatilidad de precios, altos costos de transacción, poco acceso a nueva tecnología, entre otros).

A la luz de lo cual, y en vista de que Gebresilashe (2018) señala que el efecto positivo de los servicios de transporte se vuelve significativo cuando es complementado por el efecto de otros servicios como el de extensión agrícola, la presente investigación plantea la hipótesis de que el acceso tanto a redes de transporte como a la asociatividad tiene en conjunto un positivo efecto complementario y multiplicador sobre la productividad agrícola medida como el valor bruto de la producción, debido al impacto combinado de especialización con mitigación de riesgos.

3.1 Metodología

Por simplificar, se asume que la función de producción de los agricultores estudiados se comporta como una Cobb-Douglas y tiene la siguiente forma:

$$Y_{ijt} = K_{ijt}^{\alpha_1} * L_{ijt}^{\alpha_2} * T_{ijt}^{\alpha_3} * \dots * Asoc_{ijt}^{\alpha_m} * Km_{ijt}^{\alpha_{m+1}} \dots \quad (1)$$

Donde Y corresponde a la cantidad producida; K, al capital; L, al trabajo; T, a la tierra; *Asoc*, a la pertenencia a una asociación agrícola; y *Km*, a la cantidad de kilómetros de carretera a la que se tiene acceso. Así, se cuenta con distintos factores productivos específicos a cada agricultor *i* en la localidad *j* y el año *t*. Y cada factor productivo tiene una elasticidad producto igual a α_i .

Cuando (1) es expresada en logaritmos, se obtiene una forma funcional lineal cuyos coeficientes son estimados mediante la siguiente regresión principal (MCO):

$$y_{ijt} = \beta_0 + IND_{ijt} + INS_{ijt} + \beta_1 Asoc_{ijt} + \beta_2 Km_p + \beta_{12} Asoc_{ijt} * Km_p + \alpha_t + \rho_d + \varepsilon_{ijt} \dots \quad (1)$$

$$y_{ijt} = (\sum_c p_{cijt} * q_{cijt}) \dots \quad (2)$$

Donde y_{ijt} corresponde a la medida de productividad (valor bruto de la producción por hectárea plantada) del agricultor *i* en la localidad *j* en el año *t*; IND_{ijt} es un vector de características individuales del agricultor *i* en la localidad *j* en el año *t* (condición de propiedad, nivel educativo del agricultor); INS_{ijt}

es un vector de insumos (superficie cosechada, gasto en mano de obra, gasto en capital, gasto en semillas y abono); $Asoc_{ijt}$ es una variable dicotómica que toma el valor de 1 si el agricultor i del distrito j pertenece a una asociación en el año t ; Km_p son los kilómetros de red vial en la provincia p ; α_{ij} es un efecto fijo a nivel de tiempo (año); ρ_d es un efecto fijo a nivel de departamento; β_{12} es el coeficiente de interés que captura la complementariedad entre la asociatividad y la oferta de redes de transporte sobre la variable dependiente; y ε_{ijt} es el término de error.

Respecto a la medida de productividad, es importante aclarar que, si bien esta se define como productividad bruta, la incorporación de costos incurridos en insumos clave (tales como semillas y abono) permite controlar por las diferencias que pueden presentarse en estos gastos. De modo que la expresión (1) incorpora el acceso a insumos como variables explicativas.

También es importante precisar cómo la presente investigación aborda las eventuales fuentes de endogeneidad. En primer lugar, descartamos que una fuente sea la posible correlación entre costos de transporte indirectos y asociatividad. Entre estas dos variables puede haber una relación, pero la inclusión de ambas en nuestra regresión no genera necesariamente un sesgo por endogeneidad. Lo que sí podría argumentarse es que estaríamos incurriendo en un problema de multicolinealidad imperfecta, que si bien podría restar precisión a nuestra estimación debido a la generación de grandes errores estándares, no genera sesgo (Wooldridge, 2009).

Además, cabe recalcar que no buscamos probar la existencia de un efecto de causalidad entre las variables de asociatividad y especialización, debido a que es irrelevante si el agricultor decide asociarse antes de gozar de la provisión de redes de transporte y, por ende, especializarse, o viceversa. Nuestra investigación se enfoca en probar que, ante la presencia conjunta de las variables asociatividad y redes de transporte, aumenta la productividad.

Por otro lado, hemos tenido que resolver algunas limitaciones presentes en la especificación (1). En particular, la variable $Asoc_{ijt}$ trae consigo un sesgo de selección, ampliamente estudiado en la literatura (Fischer & Qaim, 2012; Michalek, Ciaian, & Pokrivcak, 2018; Ortega *et al.*, 2019; Traore, 2020). La decisión de pertenecer a una asociación no ocurre de manera aleatoria, sino por mecanismos de autoselección. Esto implica que el indicador binario de si el agricultor pertenece o no a una asociación puede estar sistemáticamente relacionado con diversos factores inherentes a las características de cada agricultor, tanto observables como no observables; por lo cual, su exogeneidad o aleatoriedad no es plausible y, consecuentemente, un estimador resuelto

por MCO podría ser sesgado. En este sentido, algunas posibles fuentes de endogeneidad observables en la base de datos utilizada son las siguientes: (i) superficie total cosechada, (ii) condición de ser propietario de las unidades agropecuarias, (iii) nivel educativo, (iv) edad, (v) sexo y (vi) lengua materna del agricultor. Según Ortega *et al.* (2019), los dos primeros factores darían más recursos al productor para pagar las cuotas de membresía a una asociación. Dichos autores también detallan que tanto la edad como el nivel educativo darían al agricultor conocimientos para entender los servicios y beneficios a los que podría acceder de ingresar a una cooperativa.

A fin de mitigar esos sesgos, Fischer y Qaim (2012), Michalek *et al.* (2018) y Ortega *et al.* (2019) aplican una estrategia empírica conocida como *propensity score matching* (PSM). Según Caliendo y Kopeinig (2008), la idea básica del PSM es acotar las muestras de manera que los individuos en la muestra de no tratados sean similares a los individuos en la muestra de tratados, en todas las características predeterminadas relevantes. Dichos autores señalan que esa metodología contiene dos supuestos clave para su implementación: (i) independencia condicional y (ii) superposición. El primero consiste en que la variable dependiente sea independiente de la asignación del tratamiento condicionado por un *set* de características observables. El segundo supuesto establece que las observaciones resultantes del *matching* deben tener probabilidades positivas de pertenecer a cualquiera de los dos grupos muestrales. Ello asegura que se esté estimando sobre la base de individuos que sean realmente comparables.

Como algoritmo para el *matching*, utilizamos el *radius matching* con *caliper*, debido a las características de nuestra muestra. Dado que, según datos del Censo Nacional Agropecuario de 2012, no más del 10% de los agricultores peruanos pertenecen a una asociación (Escobal, Fort, & Zegarra, 2015), por cada observación referida a los agricultores asociados (grupo de tratamiento), se tienen numerosas observaciones referidas a los no asociados (grupo de control), por lo que conviene aprovechar estas últimas para generar una estimación más precisa. El algoritmo de *radius matching* aborda directamente esta estrategia, ya que toma ventaja de todas las observaciones comparables, acotadas con un *caliper* que delimita la distancia máxima entre *propensity scores* que se tolera en el momento de hacer el emparejamiento. El uso complementario del *caliper* y *radius matching* permite así ganar eficiencia, garantizando un *matching* de calidad (Caliendo & Kopeinig, 2008).

Sobre la selección de variables, Caliendo y Kopeinig (2008) sugieren que la mejor estrategia es tomar en cuenta aquellas que encuentren justificación en la

literatura empírica y en la teoría económica. Asimismo, resaltan la importancia de no sobreparametrizar el *matching* para no perder demasiada representatividad, y de no desestimar la inclusión de una variable relevante únicamente en búsqueda de mayor parsimonia. En coherencia con ello, Ortega *et al.* (2019) utilizan covariables como género, edad, nivel educativo, número de miembros por hogar, años de experiencia en el sector, altura de la localidad y superficie de la unidad agropecuaria (lineal y cuadrática). Otros autores, como Fischer y Qaim (2012), quienes hacen uso de *radius matching*, incorporan una *dummy* de propiedad sobre el terreno, edad, educación, número de miembros por hogar, acceso al crédito, entre otras. Todo lo cual nos condujo a incluir las siguientes covariables permitidas por los datos accesibles: género, edad, nivel educativo, acceso al crédito, superficie de la unidad agropecuaria, condición de propiedad, años de experiencia en el sector.

Por último, hemos tenido en cuenta que el supuesto de independencia condicional no suele cumplirse en su integridad. De hecho, el *matching* de *propensity scores* no permite un balance sobre variables no observables (Rosenbaum & Rubin, 1985). Es por ello que aplicamos una prueba para determinar en qué medida la no inclusión de variables inobservables está afectando los resultados cualitativos de la estimación. Esta prueba, conocida como los límites de Rosenbaum, consiste en calcular umbrales para los cuales el sesgo generado por inobservables (*hidden bias*) pasa a alterar los resultados cualitativos de las regresiones (Rosenbaum, 2005). Aunque esta prueba no es una solución directa al problema de independencia condicional, sirve para someter las estimaciones a un estrés que permite evaluar su robustez y credibilidad (Caliendo & Kopeinig, 2008).

3.2 Datos

Nuestro estudio se basa en datos de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA) para los años 2017, 2018 y 2019. La ENA es una encuesta anual que consta de datos muestrales recolectados en ventanas de tres semanas de trabajo de campo en la Costa, Sierra y Selva del Perú. Su objetivo es obtener indicadores que permitan caracterizar a los pequeños, medianos y grandes productores agropecuarios. Para ello, los cuestionarios abordan rubros temáticos como: (i) características de la unidad agropecuaria; (ii) superficie cosechada, sembrada; (iii) producción y destino de los cultivos cosechados; (iv) asociatividad; (v) costos de producción de los cultivos cosechados; (vi) costos de la unidad agropecuaria; y (vii) características del agricultor y su familia. Esta base de datos cuenta con tres unidades de análisis distintas: (i) unidad agropecuaria,

(ii) parcela y (iii) productor agropecuario. Pero es importante aclarar que la ENA no cuenta con panel de datos.

Nuestro marco muestral parte del Censo Nacional Agropecuario (Cenagro) de 2012, con base en el cual se obtiene información sobre alrededor de 30 800 unidades agropecuarias entre los años 2017-2019.

Sobre vías de transporte, utilizamos datos del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) sobre la red vial vecinal por tipo de superficie, según departamento y provincia, al año 2018.

4. Análisis de resultados

4.1 Sección empírica

El análisis empírico exige un tratamiento previo de la base de datos para fines de homogeneizar la unidad de análisis y depurar las observaciones con *missing values* en las variables de interés. Luego de realizado este ejercicio, el *pool* de datos para nuestro estudio contiene 17 686 unidades agropecuarias para el año 2017, 17 568 para el año 2018 y 17 496 para el año 2019. Ello indica que nuestro *pool* de datos se encuentra balanceado en términos de los años escogidos. Y, en términos de representatividad, los factores de expansión provistos por el INEI sugieren que los resultados son generalizables a 1 321 531 unidades agropecuarias correspondientes al año 2017, 1 336 186 correspondientes al año 2018 y 1 329 734 correspondientes al año 2019. Estas cifras representan, respectivamente, el 64.4%, el 65.4% y el 64.4% de todas las unidades agropecuarias peruanas comprendidas en la ENA para los años considerados.

La tabla 1 contiene la descripción de las 15 variables relevantes para nuestro estudio:

Tabla 1
Descripción de variables relevantes

Variable	Descripción	Media	S. D.
productividad	Productividad bruta (sumatoria de precios multiplicados por las cantidades)	7.564	2.041
supcosechada_ha	Superficie cosechada total (en hectáreas)	-.09	2.346
propietario parcelas	1, si el agricultor es propietario de todas sus parcelas; 0, de otro modo	.587	.492
primaria_comp	1, si el máximo nivel educativo alcanzado por el agricultor es primaria completa; 0, de otro modo	.591	.492
secundaria_comp	1, si el máximo nivel educativo alcanzado por el agricultor es secundaria completa; 0, de otro modo	.312	.463
nouniv_comp	1, si el máximo nivel educativo alcanzado por el agricultor es superior no universitaria completa; 0, de otro modo	.052	.222
joven	1, si el agricultor es menor de 30 años en el momento de la encuesta; 0, de otro modo	.05	.217
sexo	1, si el agricultor es hombre; 0, si es mujer	.753	.432
castellano	1, si la lengua maternal del agricultor es castellano; 0, de otro modo	.675	.468
Asoc	1, si el agricultor pertenece a alguna asociación, cooperativa y/o comité de productores agropecuarios; 0, de otro modo	.083	.276
km_sup	Kilómetros de vías pavimentadas y no pavimentadas a nivel provincial	-2.24	1.362
gasto_L	Gasto total en pago a jornaleros o peones permanentes y eventuales (soles)	5.052	3.088
gasto_K	Gasto total en compra de equipos agrícolas y compra de maquinaria agrícola (soles)	.398	1.751
gasto_abono	Gasto total en abono (soles)	1.78	2.484
gasto_semillas	Gasto total en semillas (soles)	2.641	2.751

Fuentes: ENA, Cenagro, MTC. Elaboración propia, 2022.

Cabe mencionar que, a todas las variables, excepto las *dummies*, aplicamos una transformación de logaritmo natural, para contar con coeficientes que representen las elasticidades; y que, dado que el cero no tiene una imagen definida en la función de producción, imputamos el valor nulo para estas observaciones.

Una vez realizadas esas conversiones, a fin de poder aplicar la estrategia de emparejamiento para el PSM, estimamos la significancia de las diferencias entre el grupo de tratamiento y el grupo de control en términos del vector de covariables seleccionado¹⁰. Tal como se muestra en la tabla 2, nuestra base cuenta con 47 283 unidades agropecuarias (UA, en adelante) en el grupo de control y 4266 UA (9.02% del total de la muestra) en el grupo de tratamiento; o 51 549 UA en total. Las diferencias entre ambos grupos a nivel de las covariables seleccionadas son significativas al 99% de confianza en todos los casos, a excepción de lengua materna. Y cabe señalar que obtuvimos un R² de 0.0225 al correr la regresión *probit* para la base de 51 549 UA.

Tabla 2
Diferencias entre asociados y no asociados

	No asociado			Asociado			Dif. previo PSM	Dif. post-PSM
	N	Mean	S. D.	N	Mean	S. D.		
Superficie cosechada (ha)	47 283	-0.14	2.38	4266	0.49	1.87	0.632***	0.085
Condición de propiedad (propietario = 1)	47 283	0.58	0.49	4266	0.64	0.48	0.063***	-0.003
Primaria completa	47 283	0.60	0.49	4266	0.48	0.50	-0.12***	0.015
Secundaria completa	47 283	0.31	0.46	4266	0.37	0.48	0.067***	-0.019**
Superior técnica completa	47 283	0.05	0.22	4266	0.08	0.27	0.029***	0.003
Edad < 30 años	47 283	0.05	0.22	4266	0.04	0.20	-0.01***	-0.000
Sexo (1=hombre)	47 283	0.75	0.43	4266	0.81	0.39	0.067***	-0.009
Lengua materna (1=castellano)	47 283	0.67	0.47	4266	0.70	0.46	0.032	-0.010

Notas. *** p<0.01, ** p<0.05.
Elaboración propia, 2022.

A partir de ello, aplicamos el emparejamiento utilizando la técnica del algoritmo de *radius matching* y un *caliper* de 0.001. Aunque todas las observaciones forman parte del soporte común; el *output* de dicha técnica dejó sin ponderación alguna a 276 observaciones sobre UA no asociadas, que por ello

¹⁰ Dicho vector incluye las siguientes variables: (i) superficie cosechada, (ii) propietario_parcelas, (iii) *dummies* correspondientes al nivel educativo alcanzado, (iv) joven, (v) sexo y (vi) castellano como lengua materna.

no integran las 47 283 UA ponderadas que conforman el grupo de control considerado en las regresiones elaboradas posteriormente al *matching*. Si bien este recorte del grupo de comparación supone una pérdida de representatividad, no afecta la ganancia en términos del ya mencionado balance de la muestra.

A fin de verificar la validez interna del estudio, volvimos estimar la significancia post-PSM de las diferencias entre ambos grupos muestrales para verificar que, efectivamente, estas no sean significativas. Como se observa en la última columna de la tabla 2, tales diferencias son estadísticamente iguales a cero, como verifica la ausencia de significancia estadística para todas las covariables seleccionadas, a excepción de la *dummy* de secundaria completa.

La verificación del balance obtenida a través del vector de covariables seleccionado implica que el sesgo en términos de esas variables observables sugeridas por la literatura relevante ha sido efectivamente mitigado. No obstante, tal como se ha mencionado anteriormente, las variables observables no son las únicas fuentes de endogeneidad. El sesgo generado por las variables omitidas inobservables (*hidden bias*) puede alterar potencialmente los resultados cualitativos del estudio. Estas variables inobservables son, principalmente: la motivación y el entusiasmo individual del agricultor por ingresar a una asociación (Fischer & Qaim, 2012); así como sus habilidades innatas y su percepción del riesgo (Ma & Abdulai, 2016). Consecuentemente, calculamos los límites de Rosenbaum para analizar el nivel de sensibilidad al *hidden bias* de nuestros resultados. El cálculo de dichos límites (mostrado en el anexo 1), evidencia que las características inobservables presentan un nivel de sensibilidad al *hidden bias* menor o igual al rango de entre 30% y 90% que, según Ortega *et al.* (2019), permite confiar en que la inferencia sobre la variable de productividad sea válida. Lo cual significa que podemos considerar como robustas las estimaciones mostradas a continuación.

4.2 Discusión de los resultados

Una vez mitigado el sesgo de selección a través del balance de la muestra en términos de covariables observables claves, y asegurada la robustez de las estimaciones al *hidden bias*, procedimos a estimar las regresiones propuestas en la sección metodológica.

La tabla 3 muestra los resultados de la regresión principal. Allí, se observa que la asociatividad tiene un efecto positivo y significativo del 59.9% sobre la productividad, consistente con lo encontrado por los estudios al respecto (Fischer & Qaim, 2012; Markelova *et al.*, 2009; Wollni & Zeller, 2007). Asimismo, se observa que, a más kilómetros de carreteras (pavimentadas

y no pavimentadas) en la provincia, la productividad agrícola se reduce en un 17.6%, coeficiente que es interpretado como una elasticidad debido a la transformación logarítmica aplicada a dicha variable. Este resultado coincide con estudios que señalan que el mayor acceso a redes de transporte incentiva a los agricultores a migrar a otras ocupaciones, afectándose así negativamente la productividad agrícola (Asher & Novosad, 2020). Los resultados también sugieren que la especialización, probablemente adoptada por los agricultores al contar con un mayor acceso a redes de transporte, puede dejarlos más expuestos a la volatilidad de precios agrícolas (De Roest *et al.*, 2018).

Y, de gran relevancia para nuestro estudio, la tabla 3 evidencia que un mayor acceso a redes de transporte y el ser miembro de una asociación agrícola tienen en conjunto un efecto positivo y significativo sobre la productividad agrícola, de 8.2%. Este resultado, confirmatorio de la complementariedad entre ambas variables (Gebresilasse, 2018), se explicaría por los beneficios obtenidos por ser parte de una asociación agrícola, como el mayor acceso a información, reducción de costos y mejores precios de venta, que permiten a los agricultores asociados mitigar los riesgos derivados de la especialización productiva y de la apertura a nuevos mercados resultantes de su mayor acceso a redes de transporte.

Tabla 3
Resultados de la regresión principal

Variables	(1) productividad_log
Asoc	0.599*** (0.0283)
km_sup_log	-0.176*** (0.0107)
Interaction	0.0823*** (0.0108)
supcosechada_ha_log	0.284*** (0.00321)
gasto_semillas_log	0.0706*** (0.00244)
gasto_abono_log	0.0879*** (0.00258)
gasto_L_log	0.220*** (0.00230)

Variables	(1) productividad_log
gasto_K_log	0.0482*** (0.00279)
primaria_comp	-0.0656** (0.0269)
secundaria_comp	0.0527** (0.0264)
nouniv_comp	-0.135*** (0.0329)
joven	-0.121*** (0.0319)
sexo	0.347*** (0.0163)
castellano	0.324*** (0.0191)
Constant	5.335*** (0.0447)
Observations	51 273
R-squared	0.469

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.
Elaboración propia, 2022.

Además, dicha tabla corrobora que la regresión se comporta bien en términos de los coeficientes de los insumos, ya que todos (tierra, semillas, abono, trabajo y capital) presentan una contribución positiva y muy significativa a la productividad agrícola. Esto coincide con Croppenstedt, Goldstein y Rosas (2013), quienes remarcan que el principal factor explicativo de las diferencias de productividad entre agricultores de países en desarrollo es el uso y acceso a insumos necesarios como los mencionados arriba.

Por otro lado, la tabla muestra que dos de las variables de nivel educativo (primaria completa, y no universitaria completa) tienen efectos negativos sobre la productividad agrícola. Lo cual es consistente con los efectos negativos de la educación sobre dicha productividad usualmente encontrado por los estudios en materia. Con la salvedad de que ello suele ocurrir por una identificación incorrecta del efecto causal (Reimers & Klasen, 2013), mientras que nuestro estudio no pretende mostrar causalidad al respecto, porque utilizamos las *dummies* de nivel educativo únicamente como controles.

Adicionalmente, en dicha tabla se observa que el hecho de que el jefe de la UA sea hombre se encuentra asociado a un incremento significativo en la productividad, del 34.7%. Este resultado coincide con lo encontrado en la literatura, ya que las mujeres agricultoras en países en desarrollo (como es el Perú) suelen tener un menor acceso a los recursos e insumos debido a una serie de limitaciones institucionales y normativas; lo cual reduce su productividad (Croppenstedt *et al.*, 2013). Y el hecho que el jefe de la UA tenga como lengua materna el castellano se encuentra asociado a una productividad un 32.4% mayor.

Por último, si se toman las elasticidades producto de los factores de producción clásicos (tierra, capital y trabajo), los respectivos estimados suman 0.5522. Ello muestra que los retornos a escala de las UA analizadas son decrecientes, de modo que un incremento del nivel de los insumos utilizados genera un incremento menos que proporcional en el producto.

4.3 Pruebas de robustez

Es importante notar que los efectos encontrados pueden ser fuertemente influenciados por dos elementos de nuestra estrategia empírica: (i) algoritmo de *matching* con la técnica de *radius matching*, y (ii) un *caliper* pequeño de 0.001. Por ello, una primera manera de verificar la robustez de nuestros resultados consistió en aplicar el algoritmo alternativo de *nearest-neighbours*, uno para cada diferente cantidad de *nearest-neighbours* yendo desde 1 hasta 5 y probando los *calipers* de 0.001 y 0.008 para cada uno de esos algoritmos.

La tabla 4 muestra los coeficientes principales, el número de observaciones y el límite de Rosenbaum correspondiente a cada combinación de algoritmo de *matching* – *caliper*. Allí se observa la robustez del efecto de la asociatividad sobre la productividad, pues resiste a estrategias tan estrictas como la búsqueda de un *nearest-neighbour* y la aplicación de un *caliper* tan pequeño como 0.001. Para este caso, el límite de Rosenbaum calculado indica que los grupos muestrales tendrían que diferir en un 45% en términos de las características no observables para que las estimaciones pierdan validez. Dicho umbral de sensibilidad se encuentra dentro del rango obtenido por Ortega *et al.* (2019).

Tabla 4
Robustez a distintos algoritmos de *matching* y *caliper*

Algorithm matching – Caliper	# observations	treated	kilómetros	interaction	Rosenbaum bound
Nearest-neighbours (1)					
0.001	7094	.449***	-.159***	.076**	30%
0.008	7095	.448***	-.160***	.076**	30%
Nearest-neighbours (2)					
0.001	9739	.389***	-.110***	.042*	55%
0.008	9741	.389***	-.110***	.042*	55%
Nearest-neighbours (3)					
0.001	12 167	.343***	-.104***	.022	65%
0.008	12 170	.342***	-.103***	-.103	65%
Nearest-neighbours (4)					
0.001	14 413	.400***	-.132***	.041*	75%
0.008	14 418	.400***	-.132***	.041*	75%
Nearest-neighbours (5)					
0.001	16 489	.411***	-.140***	.047**	80%
0.008	16 499	.410***	-.140***	.046**	80%
Radius matching					
0.001	51 273	.599***	-.176***	.082***	165%
0.008	51 542	.589***	-.174***	.079***	170%

Notas. En todos los casos, se cumple que los coeficientes de los insumos (superficie cosechada; gastos en mano de obra, en capital, en semillas y en abono) son positivos y significativos al 99.9% de confianza (***) $p < 0.01$. Elaboración propia, 2022.

Una medida adicional para verificar la robustez de nuestros resultados consistió en estimar la regresión utilizando variables instrumentales (VI). Esta metodología se basa en hallar un instrumento que cumpla con dos condiciones: (i) que correlacione con la variable endógena, o condición de relevancia; y (ii) que no correlacione con –ni esté presente en– el término de perturbación de la ecuación estructural, o condición de exclusión u ortogonalidad.

Aplicamos como instrumento el porcentaje de UA asociadas en un año anterior al período analizado, por cada distrito. Construimos esta variable con base en el Cenagro 2012, los valores de cuyos datos, por ser censales, tomamos como parámetros y no como estimaciones; y que, por corresponder a un período por lo menos cinco años anterior al analizado en nuestro estudio con datos de la ENA, permiten asumir que el instrumento así construido cumple con la condición de

ortogonalidad al error. Además, el porcentaje de UA asociadas en cada distrito es *a priori* relevante a la variable endógena, porque contiene información indicativa del grado en que cada distrito es idóneo para la formación de asociaciones.

Por ello, en una primera etapa, comprobamos la relevancia del instrumento escogido. Y, en una segunda etapa, utilizamos el instrumento para estimar el efecto en la productividad agrícola con el método de VI; cuyos resultados confrontamos con los obtenidos mediante el PSM.

Así, la tabla 5 muestra los resultados de la primera etapa, donde puede identificarse la relevancia del instrumento, dado que afecta positivamente a la variable endógena (Asoc) en un 3.7% y es significativo al 99% de confianza, en señal de que es un instrumento válido, aunque su peso relativo es débil.

Tabla 5
VI Primera etapa

Variables	(1) Asoc
Instrumento	0.0378*** (0.00510)
sup cosechada_ha_ihs	0.00725*** (0.000547)
primaria_comp	-0.0536*** (0.00598)
secundaria_comp	-0.0249*** (0.00603)
nouniv_comp	-0.00154 (0.00767)
joven	-0.0273*** (0.00556)
sexo	0.0176*** (0.00281)
castellano	0.000219 (0.00356)
Constant	0.0995*** (0.00691)
Observations	51 549
R-squared	0.045

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0.01.
Elaboración propia, 2022.

Y, de la segunda etapa, se concluye que son equivalentes los resultados con VI y con PSM sobre los efectos en la productividad agrícola. En efecto, la tabla 6 muestra que el valor predicho por el modelo de la primera etapa (Asoc) es significativo y positivo, ya que asociarse aumenta la productividad en un 59.8%. Este resultado es similar al obtenido con PSM (tabla 3); es robusto a la presencia de *hidden bias* dada la ortogonalidad del instrumento; y concuerda con la literatura revisada (Fischer & Qaim, 2012; Markelova *et al.*, 2009; Wollni & Zeller, 2007). Asimismo, se corrobora que la regresión se comporta bien en términos de los coeficientes de insumos, ya que los estimadores de los gastos respectivos (en tierra, semillas, abono, trabajo y capital) son muy significativos y positivos; por lo que un mayor uso de estos insumos conllevaría una mejora en la productividad, como encontraron Croppenstedt *et al.* (2013).

De mucha importancia para nuestro estudio es que la relación de complementariedad entre asociatividad y redes de transporte es confirmada por lo observado en la tabla 6. Así, un mayor acceso a redes de transporte genera por sí solo un efecto negativo en la productividad agrícola del 14.0%, pero cuando va acompañado con la pertenencia a una asociación agrícola, genera un efecto positivo en la productividad del 5.5%.

Asimismo, en dicha tabla se observan otros resultados similares a los previamente obtenidos con PSM. Es el caso de la no significancia estadística de las variables de educación primaria y de secundaria completas, mientras que la variable no universitaria completa influye negativamente en la productividad. También es el caso de algunas características del jefe de la UA: ser hombre incrementa la productividad agrícola en un 34.3% y tener el castellano como lengua materna la incrementa en un 31.0%.

Tabla 6
VI Segunda etapa

Variables	(1) productividad_ihs
Asoc	0.598*** (0.0538)
km_sup_log	-0.140*** (0.00979)
Interaccion	0.0550*** (0.0201)
supcosechada_ha_log	0.321*** (0.00315)
gasto_semillas_log	0.0880*** (0.00268)
gasto_abono_log	0.0865*** (0.00303)
gasto_L_log	0.210*** (0.00234)
gasto_K_log	0.0695*** (0.00376)
primaria_comp	-0.0445 (0.0325)
secundaria_comp	0.0354 (0.0326)
nouniv_comp	-0.0870** (0.0414)
joven	0.0235 (0.0300)
sexo	0.343*** (0.0152)
castellano	0.320*** (0.0192)
Observations	51 549
R-squared	0.448

Notas. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0.01.
Elaboración propia, 2022.

Adicionalmente, verificamos la interacción entre asociatividad y acceso a redes de transporte, en vista de que nuestra hipótesis propone la existencia de una relación de complementariedad entre ambas variables y de que son coincidentes los antes mencionados resultados sobre esa relación. Así, la tabla 7 presenta un cuadro comparativo de los resultados obtenidos al respecto, con la metodología principal de PSM utilizando el algoritmo de *radius matching* y un *caliper* de 0.001, y con la metodología de VI escogida para la prueba de robustez usando como instrumento el porcentaje de UA asociadas. De tal comparación se concluye que el resultado obtenido con la metodología principal, de que existe una interacción significativa y positiva entre el mayor acceso a redes de transportes y ser parte de una asociación agrícola, es robusto porque es consistente con el obtenido al respecto con la metodología de VI.

Tabla 7
Cuadro comparativo de metodologías

Metodología	PSM (<i>radius matching</i>) & EF	VI Primera etapa	VI Segunda etapa
Asoc	0.599 *** (0.0283)	0.0378*** (0.00510)	0.598*** (0.0538)
Km_sup	-0.176*** (0.0107)		-0.140*** (0.00979)
Interaction	0.0823*** (0.0108)		0.0550*** (0.0201)
# observations	51 273	51 549	51 549

Nota. *** p<0.01.

Elaboración propia, 2022.

Por último, también evaluamos la existencia de efectos heterogéneos, distribuyendo las UA en cuatro grupos según su jefe sea hombre o mujer, joven o adulto. Inicialmente, estimamos la regresión sin los controles, y obtuvimos resultados cualitativos similares (primera columna de la tabla 8): un efecto positivo y significativo de asociarse, un efecto significativo y negativo de un mayor acceso a redes de transporte, y una interacción positiva y significativa entre ambas variables; lo cual indica nuevamente la robustez de nuestros resultados.

Y, tal como se observa en las siguientes columnas de la tabla 8, los efectos se intensifican al tomar solo las UA con mujeres como jefas, ya que el efecto de pertenecer a una asociación aumenta del 57.4% al 71.0% y la magnitud de la interacción crece al 9.2%. Mientras que los resultados pierden validez al probarlos en el grupo de agricultores jóvenes; deduciéndose así que los mecanismos antes discutidos se aplicarían a los agricultores adultos consolidados.

Tabla 8
Resultados por grupos

Pruebas por grupos	Sin controles	Heterogeneidad por grupos			
		Hombres	Mujeres	Jóvenes	Adultos
Asoc	0.574*** (0.0279)	0.521*** (0.0311)	0.710*** (0.0614)	0.226** (0.112)	0.587*** (0.0286)
Km_sup	-0.129*** (0.0106)	-0.115*** (0.0117)	-0.214*** (0.0255)	-0.0207 (0.0407)	-0.136*** (0.0109)
Interaction	0.0820*** (0.0107)	0.0694*** (0.0119)	0.0924*** (0.0241)	-0.0311 (0.0387)	0.0816*** (0.0110)

Notas. *** p<0.01, ** p<0.05.
Elaboración propia, 2022.

4.4 Limitaciones

El alcance interpretativo del presente estudio se ve limitado por la ausencia de datos más específicos a cada UA. Por ello, tuvimos que medir el acceso a redes de transporte mediante una variable a nivel provincial y estática en el tiempo (año 2018). Si bien los resultados obtenidos favorecen nuestra hipótesis, hubiera sido ideal contar con un mayor nivel de granularidad y variabilidad en materia de acceso a redes de transporte. El uso de datos georreferenciales puede ser una buena alternativa para una futura revisión de nuestros resultados.

Ahora bien, es importante reconocer las limitaciones de la metodología empleada. Si bien nuestros resultados son robustos a distintos algoritmos de *matching*, debemos recordar que la herramienta PSM mitiga únicamente el sesgo de selección observable y, por ello, los resultados pueden no ser consistentes. No obstante, la comprobación con diversas pruebas de robustez, que

incluyen la aplicación del método de VI y la medición de límites de Rosenbaum, nos permiten confiar en la validez de nuestros resultados.

5. Conclusiones y recomendaciones

El presente estudio, al haber encontrado efectos individuales de la asociatividad agrícola sobre productividad agrícola cercanos al 60%, aporta a la evidencia empírica sobre el efecto positivo de la asociatividad en la productividad, que según la literatura especializada se da a través del acceso a información y recursos facilitadores de la obtención de mejores precios en mercados de insumos y bienes finales. Respecto a la provisión de redes de transporte, cuyo efecto individual sobre el rendimiento productivo es mixto según los estudios revisados, nuestro estudio encuentra que dicho efecto es negativo (-17.6%) y muy robusto a la aplicación de distintos algoritmos de *matching* y métodos de estimación. Este resultado se explicaría, siguiendo a Asher y Novosad (2020), porque el mejor acceso a redes de transporte, manteniendo todo lo demás constante, puede llevar a que los agricultores migren y cambien de ocupación.

Sin embargo, el principal resultado de nuestro estudio es la existencia de un positivo efecto complementario del 8.2%, altamente significativo y robusto a distintos mecanismos de emparejamiento y métodos de estimación, que la asociatividad y el mayor acceso a redes de transporte tienen en conjunto sobre la productividad agrícola. Este resultado indica que la pertenencia a una asociación mitiga en un 8.2% el efecto marginal negativo de cada kilómetro de carretera sobre la productividad agrícola; e, igualmente, que la construcción de un kilómetro adicional de carretera intensifica en un 8.2% el efecto marginal positivo de asociarse sobre la productividad. Ello implica que la provisión de redes de transporte potencia el efecto positivo de la asociatividad, al permitir el acceso a más y mayores mercados; mientras que la pertenencia a una asociación agrícola reduce los efectos negativos de dicha provisión, al mitigar los riesgos de la apertura a mercados y la sobreespecialización en pocos cultivos. Ello último significa que tales asociaciones incrementan la resiliencia de sus agricultores miembros, al facilitarles el acceso a información y mejores precios (de insumos y bienes finales) y prácticas agropecuarias, que los fortalece y reduce los incentivos a migrar o cambiar de ocupación.

Los mencionados efectos, encontrados mediante estimaciones de un *pool* de datos con efectos fijos de tiempo y departamento, son significativos estadísticamente. Y son robustos, pues resisten a distintos algoritmos de emparejamiento, usando *radius matching* o *nearest-neighbours* y distintos *calipers*,

cuya adecuada mitigación del *hidden bias* fue satisfactoriamente evaluada con el cálculo de límites de Rosenbaum. También son consistentes con los resultados obtenidos mediante el método de variables instrumentales. Todo ello sustenta convincentemente la existencia de una relación de complementariedad entre la asociatividad y el acceso a redes de transporte, que incrementa la productividad agrícola.

El presente trabajo es el primero en comprobar empíricamente dicha relación de complementariedad. Brinda así un novedoso aporte académico, que agrega conocimiento respecto a estudios previos sobre otras complementariedades de la asociatividad, con servicios de extensión agrícola en particular (Gebresilasse, 2018). Y es un aporte académico nada trivial, pues versa sobre la relación virtuosa entre el acceso a un servicio clave, como es el transporte, y la asociatividad como mecanismo institucional para fortalecer capacidades productivo-comerciales y mitigar riesgos.

Finalmente, nuestro trabajo también brinda aportes de utilidad práctica. La evidencia robusta que aporta, sobre el efecto positivo de la asociatividad en la productividad agrícola, sirve para ilustrar la elaboración de información que ayude a los agricultores a conocer mejor los beneficios de asociarse, y a los hacedores de política para justificar la destinación de recursos que apoyen a las asociaciones agrícolas y promuevan su conformación. Respecto a la gestión de políticas, nuestros resultados sugieren criterios para focalizar el uso de recursos siempre escasos. De hecho, saber que las asociaciones aportan más a la productividad cuando hay más rutas de acceso a mejores mercados, es útil para que la asignación de recursos por regiones combine criterios de alto impacto y generación balanceada de beneficios marginales, mediante políticas coordinadas por autoridades agrarias y de transporte, a fin de integrar la promoción y apoyo a asociaciones agrícolas con la construcción y mejoramiento de redes de transporte que conecten competitivamente a los agricultores con los mercados relevantes.

Referencias bibliográficas

- Adamopoulos, T. (2011). Transportation costs, agricultural productivity and cross-country income differences. *International Economic Review*, 52(2), 489-521. <http://www.jstor.org/stable/23016641>
- Aguirre, J., Campana, Y., Guerrero, E., & De la Torre, D. (2018). Roads and agriculture: Impacts of connectivity in Peru. *International Journal of Transport Economics*, 45(4), 600-623. doi:10.19272/201806704005
- Asher, S., & Novosad, P. (2020). Rural roads and local economic development. *American Economic Review*, 110(3), 797-823. doi:10.1257/aer.20180268

- Bachev, H. (2008). *Post-communist transformation in Bulgaria – Implications for development of agricultural specialization and farming structures*. MPRA Paper 7771. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/7771/>
- 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
- Crafts, N. (2009). Transport infrastructure investment: Implications for growth and productivity. *Oxford Review of Economic Policy*, 25(3), 327-343. doi:10.1093/oxrep/grp021
- Croppenstedt, A., Goldstein, M., & Rosas, N. (2013). Inefficiencies, segregation, and low productivity traps. *The World Bank Research Observer*, 28(1), 79-109. <https://www.jstor.org/stable/24582373>
- Darnhofer, I. (2014). Resilience and why it matters for farm management. *European Review of Agricultural Economics*, 41(3), 461-484. doi:10.1093/erae/jbu012
- De Roest, K., Ferrari, P., & Knickel, K. (2018). Specialisation and economies of scale or diversification and economies of scope? Assessing different agricultural development pathways. *Journal of Rural Studies*, 59, 222-231. doi:10.1016/j.jrurstud.2017.04.013
- Escobal, J., Fort, R., & Zegarra, E. (Eds.) (2015). *Agricultura peruana, nuevas miradas desde el censo agropecuario*. Lima: Grupo de Análisis para el Desarrollo. https://www.grade.org.pe/wp-content/uploads/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
- Gebresilashe, M. (2018). *Rural roads, agricultural extension, and productivity*. Job Market Paper. Boston University. <https://www.aeaweb.org/content/file?id=8380>
- Gong, T., Battese, G. E. & Villano, R. A. (2019). Family farms plus cooperatives in China: Technical efficiency in crop production. *Journal of Asian Economics*, 64(C), 101129. doi:10.1016/j.asieco.2019.07.002
- Konno, A., Kato, H., Takeuchi, W., & Kiguchi, R. (2021). Global evidence on productivity effects of road infrastructure incorporating spatial spillover effects. *Transport Policy*, 103(2), 167-182. doi:10.1016/j.tranpol.2021.02.007
- Ma, W., & Abdulai, A. (2016). Does cooperative membership improve household welfare? Evidence from apple farmers in China. *Food Policy*, 58(1), 94-102. doi:10.1016/j.foodpol.2015.12.002
- Markelova, H., Meinzen-Dick, R., Hellin, J., & Dohrn, S. (2009). Collective action for smallholder market access. *Food Policy*, 34(1), 1-7. doi:10.1016/j.foodpol.2008.10.001
- 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
- Michalek, J., Ciaian, P., & Pokrivcak, J. (2018). The impact of producer organizations on farm performance: The case study of large farms from Slovakia. *Food Policy*, 75 (February), 80-92. doi:10.1016/j.foodpol.2017.12.009

- Ortega, D. L., Bro, A. S., Clay, D. C., López, M. C., Tuyisenge, E., Church, R. A., & Bizoza, A. R. (2019). Cooperative membership and coffee productivity in Rwanda's specialty coffee sector. *Food Security*, 11(4), 967-979. doi:10.1007/s12571-019-00952-9
- Reimers, M., & Klasen, S. (2013). Revisiting the Role of education for agricultural productivity. *American Journal of Agricultural Economics*, 95(1), 131-152. doi:10.1093/ajae/aasll8
- Rosenbaum, P. (2005). Observational study. En *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*, 3, (pp.1451-1462). <https://doi.org/10.1002/0470013192.bsa454>
- Rosenbaum, P., & Rubin, D. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *American Statistician*, 39(1), 33-38. doi:10.1080/00031305.1985.10479383
- Traore, S. (2020). Farmer organizations and maize productivity in rural Burkina Faso: The effects of the diversion strategy on cotton input loans. *Review of Development Economics*, 24(3), 1150-1166. doi:10.1111/rode.12674
- 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(August), 101288. doi:10.1016/j.techsoc.2020.101288
- Wooldridge, J. (2009). *Introducción a la econometría: un enfoque moderno*. (5.ª ed.). Cengage Learning. <https://www.academia.edu/36403293/>
- Wu, Q., Guan, X., Zhang, J., & Xu, Y. (2019). The role of rural infrastructure in reducing production costs and promoting resource-conserving agriculture. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(18), 3493. doi:10.3390/ijerph16183493
- Yang, D., & Liu, Z. (2012). Study on the Chinese farmer cooperative economy organizations and agricultural specialization. *Agricultural Economics – Czech*, 58(3), 135-146. doi:10.17221/17/2011-agricecon
- Zhang, Y.-Y., Ju, G.-W., & Zhan, J.-T. (2019). Farmers using insurance and cooperatives to manage agricultural risks: A case study of the swine industry in China. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(12), 2910-2918. doi:10.1016/S2095-3119(19)62823-6

Anexo
Resultados del cálculo de límites de Rosenbaum

Rosenbaum bounds for delta (N = 4331 matched pairs)

Gamma	Sig+	Sig-	t-hat+	t-hat-	CI+	CI-
2.6	0.006744	0	0.070763	1.31742	0.014844	1.3626
2.65	0.022826	0	0.057362	1.32836	0.001124	1.3736
2.7	0.062318	0	0.044107	1.33909	-0.012403	1.3844
2.75	0.139799	0	0.03109	1.34961	-0.025632	1.39501
2.8	0.262672	0	0.018178	1.35993	-0.03872	1.40539
2.85	0.421924	0	0.005608	1.37003	-0.051537	1.41561
2.9	0.592329	0	-0.006722	1.37987	-0.064239	1.42557
2.95	0.744318	0	-0.018748	1.38954	-0.076632	1.43529
3	0.858324	0	0.030767	-1.39907	0.088902	1.44492

Notas. Gamma: log odds of differential assignment due to unobserved factors.

sig+: upper bound significance level.

sig-: lower bound significance level.

t-hat+: upper bound Hodges-Lehmann point estimate.

t-hat-: lower bound Hodges-Lehmann point estimate.

CI+: upper bound confidence interval ($\alpha = .95$).

CI-: lower bound confidence interval ($\alpha = .95$).

Elaboración propia, 2022.